



Universidad Autónoma del Estado de Morelos
Centro de Investigación en Ciencias Cognitivas

MAESTRÍA EN CIENCIAS COGNITIVAS

Modelado del comportamiento del ahorro basado en agentes: la interacción entre el
descuento hiperbólico y las influencias sociales

TESIS

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS COGNITIVAS

PRESENTA:

José Alejandro Velázquez Monzón

Director de tesis: - Jorge Pablo Oseguera Gamba
Comité Tutorial: - Jean Philippe Andre Jaze Claude
- José Alberto Hernández Aguilar

1. Introducción.....	4
1.1. La importancia del ahorro.....	4
1.2. Dimensiones económicas, psicológicas y sociales del ahorro.....	4
1.3. Sesgos cognitivos en la toma de decisiones financieras: sesgo de presente.....	5
1.4. El rol del contexto social: Normas sociales, efectos de pares, información.....	6
1.5. Brecha de investigación: Comprensión de la interacción entre los sesgos individuales y la dinámica social en el ahorro.....	6
1.6. Modelado basado en agentes (MBA) como enfoque metodológico.....	7
1.7. Objetivos de la investigación (Enfocados en el modelado de la interacción).....	8
1.8. Preguntas centrales de investigación.....	8
1.9. Hipótesis.....	9
2. Marco teórico y revisión de la literatura.....	9
2.1. Teorías del comportamiento de ahorro.....	9
2.2. Elección intertemporal y modelos de descuento.....	11
2.3. El modelo de Cao y Werning (2018).....	15
2.4. Influencias sociales en el comportamiento financiero.....	19
2.5. Modelado Basado en Agentes (MBA):.....	23
3. Metodología.....	27
3.1. Diseño de la Investigación: Simulación Computacional mediante MBA.....	27
3.2. Especificación del Modelo.....	30
3.2.1. Plataforma Computacional.....	30
3.2.2. Definición del Agente.....	31
3.2.3. Perfiles del Agente.....	32
3.2.4. Entorno.....	34
3.2.5. Regla de decisión individual.....	36
3.2.6. Reglas de interacción social.....	37
3.3. Protocolo de simulación.....	38
3.3.1. Inicialización.....	39
3.3.2. Bucle de simulación.....	39
3.3.3. Fases de la Simulación.....	40
Fase 1: Validación del Modelo de Agente Único.....	40
Fase 2: Línea Base Multiagente (Sin interacciones sociales).....	41
Fase 3: Multiagente con Interacciones Sociales.....	41
3.4. Recopilación de Datos.....	41
3.4.1 Variables a nivel de modelo.....	41
3.4.2 Variables a Nivel de Agente.....	43
3.5. Parámetros, Calibración y Validación.....	44
3.5.1 Parametrización y Calibración.....	44
3.5.2 Estrategia de Validación del Modelo.....	44
3.5.3 Desafíos de la validación empírica y limitaciones del modelo.....	45
4. Implementación.....	46
4.1. Resumen de la Estructura del Código.....	46
4.2. Principales algoritmos utilizados.....	49

4.2.1 Algoritmo de Iteración de la Función de Valor (VFI).....	49
4.2.2 Algoritmos de Interacción Social.....	53
5. Resultados y análisis.....	58
5.1. Fase 1: Validación del agente individual.....	61
5.1.1. Análisis de la Función de Política $g(k)$	62
5.1.2. Análisis de la Tasa de Ahorro.....	64
5.1.3. Validación de la Función de Valor.....	67
5.2. Fase 2: Línea Base Multiagente.....	68
5.2.1 Introducción a la condición base.....	68
5.2.2 Análisis del entorno de bajo rendimiento.....	69
5.2.3 Análisis del entorno de alto rendimiento.....	74
5.3. Fase 3: Impacto de los Mecanismos de Interacción Social.....	79
5.3.1 Análisis en el Entorno de Bajo Rendimiento ($R = 1.05$).....	79
5.3.1.1 Efectos Agregados y Comparación General.....	79
5.3.1.2 Análisis de Mecanismos Individuales.....	81
5.3.1.2.1 Difusión de información.....	83
5.3.1.2.2 Comparación entre pares.....	84
5.3.1.2.3 Normas sociales.....	85
5.3.1.2.4 Todos los mecanismos.....	86
5.3.1.2.5 Resumen de Resultados ($R=1.05$).....	88
5.3.2 Análisis en el Entorno de Alto Rendimiento ($R = 1.12$).....	93
5.3.2.1 Efectos Agregados y Comparación General.....	93
5.3.2.2 Análisis de Mecanismos Individuales (Fuerza Media).....	95
5.3.2.2.1 Difusión de información.....	97
5.3.2.2.2 Comparación entre pares.....	98
5.3.2.2.3 Normas sociales.....	99
5.3.2.2.4 Todos los mecanismos.....	101
5.3.2.2.5 Resumen de Resultados ($R=1.12$).....	102
5.4. Análisis estadístico.....	106
6. Discusión.....	109
6.1. Interpretación de los hallazgos relacionados con las preguntas de investigación.....	109
6.2. Interacción entre el descuento hiperbólico y los factores sociales.....	110
6.3. Importancia de los diferentes mecanismos sociales modelados.....	111
6.4. Conexión con el marco teórico.....	112
6.5. Implicaciones.....	113
7. Conclusión y trabajo futuro.....	114
7.1. Resumen de hallazgos y contribuciones.....	114
7.2. Limitaciones del estudio.....	115
7.3. Orientaciones para futuras investigaciones.....	116
8. Bibliografía.....	117
9. Anexos.....	125
Anexo A: Código fuente y replicabilidad.....	125

1. Introducción

1.1. La importancia del ahorro

El ahorro constituye un pilar importante de la seguridad económica personal, así como de la estabilidad macroeconómica en general (Bernheim, 2002). A nivel individual, el ahorro proporciona protección ante imprevistos, permite planear compras importantes como vivienda o educación, y financia la jubilación, de forma que se mejora la seguridad financiera y las oportunidades de ascenso social (Browning y Lusardi, 1996). Tener hábitos de ahorro sólidos fomenta la estabilidad financiera de las personas y las familias al reducir la dependencia del endeudamiento (Feldstein y Horioka, 1980). Desde una perspectiva macroeconómica, el ahorro agregado de las personas constituye un capital para la inversión empresarial, el desarrollo de infraestructuras y el avance tecnológico, que son motores del crecimiento económico y la riqueza nacional (Solow, 1956). Por el contrario, un ahorro agregado bajo puede limitar la inversión, lo que podría obstaculizar el crecimiento de la productividad y afectar la calidad de vida de los trabajadores y ciudadanos en general. Por lo tanto, unas prácticas de ahorro saludables contribuyen significativamente tanto al bienestar microeconómico como a la prosperidad y estabilidad macroeconómicas (Feldstein y Horioka, 1980). Investigaciones previas subrayan esta importancia doble, destacando cómo el ahorro facilita la estabilización del consumo y el logro de objetivos individuales (Browning y Lusardi, 1996), a la vez que impulsa la acumulación de capital necesaria para el crecimiento económico a nivel nacional (Solow, 1956).

1.2. Dimensiones económicas, psicológicas y sociales del ahorro

Si bien el ahorro es un aspecto básico para la estabilidad económica, el proceso de decisión individual para posponer el consumo es complejo y no se puede explicar completamente con los modelos económicos tradicionales. Aunque teorías neoclásicas como la Hipótesis del Ciclo de Vida (Modigliani y Brumberg, 1954) asumen que las personas planifican su consumo a largo plazo basándose en incentivos tangibles como las tasas de interés, la evidencia empírica muestra desviaciones significativas, como tasas de ahorro insuficientes y una gran heterogeneidad en el comportamiento que no se explica sólo por factores económicos. Esta discrepancia subraya que las decisiones de ahorro son intertemporales y están sujetas también a una dimensión psicológica, donde sesgos cognitivos como el sesgo del presente y problemas de autocontrol llevan a los individuos a valorar desproporcionadamente la gratificación inmediata sobre el bienestar futuro, contradiciendo a menudo sus propios planes a largo plazo.

A este tira y afloja entre la racionalidad económica y los sesgos psicológicos se suma la dimensión social, ya que las decisiones financieras no se toman en un vacío aislado. El comportamiento de ahorro está influenciado por el contexto en el que operan los individuos, donde las normas sociales, la observación del comportamiento de los pares y la información que circula en las redes personales moldean las actitudes y hábitos financieros. Por lo tanto, para comprender realmente la dinámica del ahorro y predecir sus patrones, es necesario adoptar un enfoque multifacético que no solo considere los incentivos económicos, sino que integre la interacción entre las predisposiciones cognitivas individuales, como el descuento hiperbólico, y las fuerzas del entorno social que pueden amplificar o mitigar estos sesgos.

1.3. Sesgos cognitivos en la toma de decisiones financieras: sesgo de presente

Las decisiones financieras, particularmente las relacionadas con el ahorro, son intertemporales por naturaleza, lo que requiere que los individuos evalúen costos y beneficios que ocurren en diferentes momentos del tiempo. Aunque el modelo de descuento exponencial tradicional asume que las preferencias temporales son constantes (asume que un plan de consumo formulado en el presente se mantendrá óptimo en el futuro) la investigación en economía conductual ha documentado desviaciones de este comportamiento consistente. Una de las alternativas teóricas establecidas para describir estos patrones observados es el descuento hiperbólico, el cual postula que la tasa de descuento aplicada por los individuos no es constante, sino que disminuye a medida que se amplía el horizonte temporal. Esto implica que las personas aplican una tasa de descuento mucho más alta (es decir, muestran una mayor impaciencia) frente a recompensas inmediatas o cercanas, mientras que adoptan una tasa de descuento menor y más paciente cuando evalúan opciones situadas en un futuro más distante (Ainslie, 1992; Laibson, 1997). Esta dinámica genera una inconsistencia temporal en sus elecciones, donde las preferencias pueden cambiar con el paso del tiempo.

Esta estructura de preferencias da lugar al fenómeno conocido como sesgo del presente, donde la gratificación inmediata recibe un peso mayor en la función de utilidad del individuo en relación con el bienestar futuro. La consecuencia de este mecanismo es una discrepancia entre las intenciones a largo plazo y las acciones a corto plazo; un individuo puede planificar racionalmente ahorrar recursos para objetivos lejanos como la jubilación, pero revertir esa preferencia cuando tiene disponible el consumo inmediato (Thaler y Shefrin, 1981). Este conflicto interno favorece comportamientos como la procrastinación en el inicio de planes financieros y la impulsividad en el gasto, contribuyendo a la observación empírica de tasas de ahorro inferiores a las que los propios individuos considerarían óptimas. Por lo tanto, esta investigación adopta el modelo de descuento cuasi-hiperbólico para operacionalizar y analizar cómo este sesgo específico influye en la acumulación de riqueza y cómo responde ante diferentes estímulos del entorno.

1.4. El rol del contexto social: Normas sociales, efectos de pares, información

A pesar de la relevancia de los mecanismos cognitivos internos, las decisiones de ahorro no ocurren en un vacío aislado, sino que están inmersas en entornos sociales complejos que moldean las actitudes y los resultados financieros (Browning y Lusardi, 1996). Un mecanismo en este contexto es el efecto de los pares, el cual sugiere que los individuos no optimizan su consumo de forma autónoma, sino que evalúan y ajustan sus niveles de gasto y ahorro basándose en la observación del comportamiento de su círculo social cercano, como amigos, colegas o vecinos (Browning y Lusardi, 1996; Duflo y Saez, 2003). Esta tendencia a la comparación social puede conducir a una alineación de estrategias financieras dentro de los grupos, donde la exposición a patrones de consumo elevados de los pares puede incentivar un aumento en el gasto propio o, por el contrario, la observación de hábitos más conservadores puede fomentar la participación en planes de ahorro, demostrando que las redes personales actúan como canales activos de influencia que pueden anular o reforzar las predisposiciones individuales (Bertrand y Morse, 2013).

Más allá de la imitación directa del comportamiento, el entorno social impone estructuras normativas y facilita flujos de información que regulan la toma de decisiones intertemporal. Las normas sociales establecen expectativas compartidas sobre lo que constituye un comportamiento financiero aceptable, generando una presión hacia la conformidad que puede motivar a los individuos a adherirse a prácticas de ahorro valoradas por su comunidad, incluso si estas contradicen sus impulsos inmediatos de consumo o su interés material directo a corto plazo (Bernheim, 1994). Paralelamente, la difusión de información y alfabetización financiera a través de las interacciones sociales juega un rol determinante; la capacidad de un individuo para planificar a largo plazo y resistir el sesgo del presente depende en gran medida de su comprensión de los conceptos financieros, un conocimiento que frecuentemente se adquiere y refuerza mediante el aprendizaje social dentro de la red (Kuchler y Stroebe, 2020). En consecuencia, la interacción entre estas dinámicas sociales externas y los sesgos cognitivos internos constituye un factor determinante en la acumulación de riqueza, sugiriendo que la calidad de las decisiones de ahorro es el resultado emergente de la tensión entre la psicología individual y la influencia colectiva.

1.5. Brecha de investigación: Comprensión de la interacción entre los sesgos individuales y la dinámica social en el ahorro

Aunque las teorías económicas neoclásicas y los modelos conductuales de descuento hiperbólico han avanzado en la explicación del ahorro al aislar los incentivos financieros y los factores psicológicos respectivamente, sigue existiendo una limitación en la literatura respecto a cómo estos sesgos cognitivos individuales operan dentro de una estructura social

dinámica. El conocimiento actual tiende a analizar la inconsistencia temporal de las preferencias o la presión de las normas sociales como fenómenos independientes, pasando por alto frecuentemente que las decisiones financieras son el resultado emergente de una tensión simultánea entre el impulso individual por la gratificación inmediata y la influencia del entorno. Si bien marcos teóricos como el de Cao y Werning (2018) ofrecen condiciones precisas para predecir el ahorro basándose en parámetros de impaciencia individual, estos modelos asumen agentes aislados, lo que genera una desconexión con la realidad empírica donde las decisiones de consumo están socialmente arraigadas.

Por lo tanto, existe la necesidad de investigar la interacción específica entre la heterogeneidad de las preferencias individuales (en este caso el sesgo del presente) y mecanismos de influencia social como la difusión de información, la comparación entre pares y la conformidad con normas. Esta investigación aborda dicha brecha modelando cómo estas fuerzas sociales pueden actuar como amplificadores o mitigadores del descuento hiperbólico, explorando si el contexto social funciona como un mecanismo de corrección conductual o como un factor que exacerba la ineficiencia en el ahorro. Al integrar estas dimensiones, el estudio busca ofrecer una explicación sobre las variaciones observadas en la acumulación de riqueza que no pueden ser totalmente justificadas por los incentivos económicos o los rasgos psicológicos cuando se consideran por separado.

1.6. Modelado basado en agentes (MBA) como enfoque metodológico

Para abordar la complejidad de las decisiones de ahorro, esta investigación adopta el Modelado Basado en Agentes (MBA), una metodología de simulación computacional que permite representar sistemas desde una perspectiva ascendente ("bottom-up"). A diferencia de los modelos económicos tradicionales que suelen asumir agentes representativos con racionalidad perfecta y homogeneidad, el MBA facilita la creación de una población de agentes heterogéneos que operan bajo supuestos de racionalidad limitada, utilizando reglas de decisión y heurísticas en lugar de una optimización matemática estricta (Bonabeau, 2002). Esta característica hace que el MBA sea ideal para estudiar fenómenos como el descuento hiperbólico, donde los individuos exhiben preferencias inconsistentes en el tiempo y desviaciones de la conducta estándar, permitiendo capturar cómo la diversidad en los perfiles de impaciencia y alfabetización financiera influye en los resultados económicos agregados.

La elección de esta metodología responde específicamente a la necesidad de modelar explícitamente las interacciones entre los agentes dentro de una estructura social dinámica. El MBA permite implementar mecanismos concretos de influencia, tales como la comparación entre pares, la difusión de información y la conformidad con normas sociales, observando cómo estas fuerzas externas interactúan con los sesgos cognitivos internos de cada individuo

. Al simular estas dinámicas a nivel micro, el modelo hace posible identificar patrones emergentes a nivel macro, revelando cómo las decisiones individuales y las interacciones locales dan lugar a tendencias de ahorro colectivas y distribuciones de riqueza que no podrían inferirse analizando los componentes por separado.

1.7. Objetivos de la investigación (Enfocados en el modelado de la interacción)

El objetivo principal de esta investigación es analizar la interacción entre los sesgos cognitivos individuales, específicamente el descuento hiperbólico o sesgo del presente, y los mecanismos de influencia social que operan en las decisiones de ahorro. Se busca comprender cómo la heterogeneidad de las preferencias intertemporales no actúa en aislamiento, sino que es modulada por fuerzas del entorno social, como la difusión de información financiera, la comparación de consumo entre pares y la conformidad con las normas sociales. Al integrar estas dimensiones psicológicas y sociales, el estudio pretende determinar si el contexto social funciona predominantemente como un mecanismo de corrección conductual que mitiga la impaciencia individual o, por el contrario, como un factor que exacerba la ineficiencia en el ahorro y la polarización de la riqueza.

Para lograr este propósito, la investigación emplea un enfoque de simulación computacional mediante Modelado Basado en Agentes (MBA), lo que permite representar explícitamente la dinámica entre individuos heterogéneos conectados dentro de una estructura de red social. A través de esta metodología, se busca ofrecer una explicación teórica y operativa sobre las variaciones observadas en la acumulación de riqueza que no pueden ser totalmente justificadas por los incentivos económicos tradicionales o los rasgos psicológicos cuando se consideran por separado. En última instancia, el trabajo aspira a identificar bajo qué condiciones específicas las interacciones sociales pueden promover comportamientos de ahorro más eficientes o conducir a trampas de pobreza, proporcionando así una nueva perspectiva para el análisis de la conducta financiera.

1.8. Preguntas centrales de investigación

¿De qué manera los mecanismos de influencia social, específicamente la difusión de información, la comparación entre pares y las normas sociales, modulan las decisiones de consumo y ahorro predichas por el modelo de descuento hiperbólico individual?

¿Bajo qué condiciones específicas el contexto social actúa como un mecanismo de corrección conductual que mitiga el sesgo del presente, y en qué escenarios empeora el comportamiento de ahorro?

1.9. Hipótesis

La investigación plantea que las interacciones sociales modulan significativamente el comportamiento de ahorro predicho por el modelo de descuento hiperbólico, actuando como fuerzas que pueden mitigar o amplificar los sesgos individuales.

2. Marco teórico y revisión de la literatura

2.1. Teorías del comportamiento de ahorro

Los economistas han buscado durante mucho tiempo modelar el comportamiento del ahorro, desarrollando teorías para explicar cómo los individuos racionales toman decisiones sobre consumo y ahorro a lo largo del tiempo, siendo las más influyentes las teorías neoclásicas. Una de estas teorías es la *Hipótesis del Ciclo de Vida* (HCV), propuesta por Modigliani y Brumberg (1954). En esta, se postula que los individuos racionales planifican su consumo y ahorro a lo largo de su vida para mantener un nivel de vida relativamente estable. Lo logran ahorrando durante sus años de mayor actividad laboral, cuando los ingresos suelen ser más altos, y desahorrando (gastando la riqueza acumulada) durante los períodos de menores ingresos, como la jubilación. Los supuestos que sustentan la HCV incluyen la racionalidad individual, la capacidad de prever ingresos y necesidades futuras (previsión) y unas preferencias de consumo relativamente estables a lo largo del tiempo.

Otro modelo neoclásico muy influyente es la *Hipótesis del Ingreso Permanente* (HIP), desarrollada por Friedman (1957). La HIP sugiere que los individuos basan sus decisiones de consumo no solo en sus ingresos actuales, sino también en sus ingresos promedio esperados a largo plazo, que denomina "ingresos permanentes". Las variaciones del ingreso que son percibidas como temporales ("ingresos transitorios") tienen un menor impacto en el consumo; en cambio, las personas utilizan el ahorro y el endeudamiento como amortiguadores para suavizar estas fluctuaciones a corto plazo. Al igual que el HCV, la HIP asume individuos racionales y con visión a futuro, que pueden distinguir entre cambios permanentes y transitorios en los ingresos y tienen acceso a mecanismos de ahorro y endeudamiento.

Aunque influyentes, a estos modelos económicos que se basan considerablemente en supuestos de racionalidad y previsión se les dificulta encontrar correlaciones con los patrones de ahorro del mundo real. Las observaciones empíricas se desvían de las predicciones de estos marcos. Por ejemplo, muchas poblaciones presentan tasas de ahorro bajas, aparentemente insuficientes para satisfacer necesidades a largo plazo como la jubilación (O'Donoghue y Rabin, 1999), lo que contrasta con la planificación fluida del

consumo y ahorro que se espera en las teorías HCV/HIP. Además, el consumo a menudo parece excesivamente sensible a las fluctuaciones actuales de los ingresos, en lugar de estar determinado únicamente por las expectativas a largo plazo (O'Donoghue y Rabin, 1999), lo que sugiere que las circunstancias inmediatas y las preferencias temporales inconsistentes (Laibson, 1997) desempeñan un papel más importante que el que permiten los modelos estándar. Avances en el estudio económico demuestran que los efectos de encuadre, las opciones predeterminadas en los planes de ahorro y diversos factores psicológicos o sesgos cognitivos tienen una influencia significativa en las decisiones de ahorro, lo que contradice la noción clásica de cálculo puramente racional (Kahneman y Tversky, 1979; Kahneman, 2011). Además, hay una heterogeneidad considerable en el comportamiento del ahorro, incluso entre individuos con circunstancias económicas similares, lo cual es difícil de explicar únicamente mediante variaciones en las preferencias racionales (Laibson, 1997). Estas discrepancias sugieren que para comprender cómo ahorran realmente las personas, es necesario tomar en cuenta factores más allá de las preferencias estables y la racionalidad perfecta, como las limitaciones cognitivas, los problemas de autocontrol, el sesgo del presente y las influencias sociales.

Estas discrepancias entre los modelos económicos neoclásicos y el comportamiento observado en el mundo real subrayan la complejidad de las decisiones de ahorro, y nos hacen ver que la realidad está influenciada por varios de factores interactuantes, más allá de los supuestos de racionalidad perfecta por sí solos, por lo tanto, explicar y predecir los patrones de ahorro requiere considerar múltiples dimensiones. Factores económicos, como el nivel de ingresos de una persona, las tasas de interés vigentes y las expectativas sobre las condiciones futuras, claramente desempeñan un papel (Modigliani y Brumberg, 1954). Sin embargo, estos se entrelazan con factores institucionales como la accesibilidad a los servicios financieros, el diseño de los sistemas de seguridad social y pensiones, y los incentivos o restricciones creados por las políticas fiscales (Poterba, 1994). Además, los factores psicológicos influyen a su vez a nivel individual; estos abarcan desde las capacidades individuales de autocontrol y las actitudes hacia el riesgo hasta sesgos cognitivos como el sesgo del presente, que afecta las preferencias temporales (Laibson, 1997), o la toma de decisiones en condiciones de incertidumbre (Kahneman y Tversky, 1979). Finalmente, las decisiones de ahorro están a su vez arraigadas en un contexto social, influenciadas por las normas culturales, el comportamiento y las expectativas percibidas de los pares, y los hábitos y valores financieros transmitidos dentro de las familias (Browning y Lusardi, 1996). Reconocer esta interacción compleja de fuerzas económicas, institucionales, psicológicas y sociales refuerza la necesidad de un enfoque multifacético para comprender y modelar de forma más realista el comportamiento de ahorro.

Partiendo de esta necesidad, esta investigación, si bien reconoce la importancia del panorama económico e institucional más amplio, se centrará específicamente en estudiar las dimensiones psicológica y social para intentar explicar una parte de las complejidades

previamente descritas. En particular, la investigación se centrará en el impacto de los sesgos cognitivos, ejemplificados por el descuento hiperbólico (sesgo de presente), y en cómo estos sesgos interactúan con factores sociales como la influencia de los pares, las normas sociales predominantes y la transmisión de información dentro de las redes. Al analizar estos mecanismos específicos, este estudio busca ofrecer una explicación más sólida de la heterogeneidad y las desviaciones observadas respecto a las predicciones estándar en las decisiones de ahorro. Por lo tanto, las secciones posteriores explorarán estas dinámicas cognitivas y sociales con mayor profundidad, sentando las bases para la simulación basada en agentes diseñada para capturar su interacción.

2.2. Elección intertemporal y modelos de descuento

La *elección intertemporal* se refiere al proceso en el que las personas evalúan y toman decisiones que implican equilibrar los costos y beneficios que ocurren en diferentes momentos (Frederick et al., 2002). Estas elecciones son parte de la vida diaria de todas las personas, y van desde decisiones cotidianas como hacer ejercicio ahora para mejorar el estado de salud futuro, hasta decisiones de vida a largo plazo sobre educación, trayectoria profesional y, especialmente para esta investigación, planificación financiera. Las decisiones sobre ahorro y consumo son intertemporales por su naturaleza, lo que exige que las personas intenten balancear la satisfacción inmediata derivada de consumir recursos y el bienestar futuro potencial que se obtiene al ahorrar dichos recursos para su uso posterior (Loewenstein y Thaler, 1989). Por lo tanto, comprender los mecanismos por los cuales las personas asignan valor a los resultados futuros en relación con los presentes es fundamental para analizar y explicar los patrones observados en el comportamiento de ahorro.

El marco económico neoclásico estándar para analizar estas decisiones es el modelo de *descuento exponencial*, introducido formalmente por primera vez por Samuelson (1937). Este modelo postula que los individuos descuentan la utilidad futura a una tasa constante por período. El *valor presente* (V) de un flujo de utilidades futuras se representa típicamente como $V = \sum_{t=0}^T \delta^t u(c_t)$, donde $u(c_t)$ es la utilidad derivada del consumo (c) en el período t , T es el horizonte temporal y δ es el factor de descuento constante por período (donde $0 < \delta < 1$). Esta tasa de descuento constante implica que la valoración de la utilidad entre dos periodos futuros sólo depende de la distancia temporal que los separa, no del momento en el que se hace la valoración en el presente. Esta propiedad, conocida como consistencia temporal, significa que los planes formulados hoy respecto a las disyuntivas futuras se mantendrán óptimos conforme vayan llegando esos periodos futuros, lo que establece el descuento exponencial como un punto de referencia para la toma de decisiones intertemporales racionales (Strotz, 1956; Frederick et al., 2002).

A pesar de su elegancia teórica y su uso generalizado, evidencia empírica y pruebas

experimentales comenzaron a poner en duda la precisión del modelo de descuento exponencial para describir y predecir el comportamiento humano real. El trabajo de investigadores como Thaler (1981) y Ainslie (1975) destacó inconsistencias sistemáticas del modelo con descuento constante. Una de las anomalías observadas más destacadas es la *inversión de preferencias* (también conocida como inconsistencia dinámica). Este fenómeno ocurre cuando los individuos prefieren una recompensa mayor y tardía sobre una recompensa menor y temprana cuando ambas opciones están distantes en el futuro, pero luego invierten su preferencia a favor de la recompensa menor y temprana a medida que ambas opciones se acercan y la recompensa menor se vuelve inminente. Estos hallazgos indicaron que las tasas de descuento no son constantes, sino que parecen disminuir a medida que se amplía el horizonte temporal. Para explicar estas regularidades empíricas y ofrecer un modelo con mayor realismo psicológico, se propuso el descuento hiperbólico como una alternativa conductual (Frederick et al., 2002).

La característica principal que distingue el *descuento hiperbólico* del descuento exponencial es la proposición de que los individuos presentan una tasa de descuento decreciente. Esto significa que la tasa de descuento de la utilidad futura es mucho mayor cuando la recompensa involucra el presente inmediato frente al futuro cercano, en comparación con una entre dos períodos futuros más distantes (Ainslie, 1992; Laibson, 1997). Esto refleja la intuición de que las recompensas inmediatas tienen un peso mayor sobre nuestras decisiones. Una consecuencia significativa de esta tasa de descuento decreciente es la inconsistencia temporal: las preferencias pueden cambiar simplemente con el paso del tiempo, lo que lleva a los individuos a desviarse de sus planes previos a medida que las recompensas futuras se vuelven más inminentes. Por ejemplo, un individuo podría planificar racionalmente invertir un bono que piensa recibir en el futuro para su jubilación a largo plazo. Sin embargo, cuando se recibe el bono, la gratificación inmediata de gastarlo en vacaciones puede parecer mucho más atractiva que los beneficios a largo plazo del ahorro, incluso si estos últimos son objetivamente mayores (Thaler y Shefrin, 1981). Esto crea un conflicto interno entre los deseos presentes y los objetivos a largo plazo, lo que resulta en comportamientos como el ahorro insuficiente (Laibson, 1997; O'Donoghue y Rabin, 1999).

Para operacionalizar las perspectivas del descuento hiperbólico de una manera más manejable matemáticamente, los economistas adoptaron el modelo de *descuento cuasi-hiperbólico*, a menudo denominado modelo $(\beta - \delta)$ (Laibson, 1997; O'Donoghue y Rabin, 1999). Este modelo ofrece una formalización simplificada que captura la esencia del sesgo del presente (la valoración desproporcionada de la utilidad inmediata), mientras que evita las complejidades matemáticas asociadas a las funciones hiperbólicas puras (Rasmusen, 2008). Desde entonces, se ha convertido en una herramienta estándar en la economía conductual para analizar las decisiones intertemporales. La función de utilidad desde la perspectiva del periodo actual ($t = 0$) en el modelo $(\beta - \delta)$ se expresa como:

$$U_0 = u(c_0) + \beta \sum_{t=1}^T \delta^t u(c_t)$$

En esta función, $u(c_0)$ es la utilidad del consumo en el periodo actual. Para todos los periodos futuros ($t \geq 1$), se aplica el factor de descuento exponencial estándar δ , pero estas utilidades futuras se ponderan a su vez a la baja mediante un segundo parámetro, β (beta), donde $0 < \beta \leq 1$. Este modelo ($\beta - \delta$), en especial el desarrollado por Cao y Werning (2018), constituye la base teórica para el proceso de toma de decisiones de los agentes en la presente tesis.

En dicho modelo, se separan las preferencias intertemporales en dos componentes distintos:

- β (Beta): El *parámetro de sesgo de presente*. Este parámetro, que adopta valores definidos por $0 < \beta \leq 1$, captura la importancia adicional asignada a la utilidad recibida en el periodo actual en relación con la utilidad en todos los periodos futuros. Cuando $\beta < 1$, existe un sesgo de presente, es decir, una "impaciencia" inmediata o una preferencia mayor por la gratificación inmediata sobre las recompensas futuras. Por ejemplo, una persona con un alto sesgo de presente (un β bajo) podría preferir gastar su dinero en una cena costosa hoy, en lugar de invertir ese mismo dinero para obtener un rendimiento considerable en el futuro. Por el contrario, una persona con un sesgo de presente bajo (un β cercano a 1) estaría más inclinada a hacer la inversión, valorando más la recompensa futura. Cuanto menor sea el valor de β , mayor será este sesgo de presente. En el caso especial donde $\beta=1$, el efecto de descuento inmediato desaparece y el modelo colapsa al modelo estándar de descuento exponencial, que describe preferencias consistentes en el tiempo.
- δ (Delta): El *factor de descuento a largo plazo*. Para ilustrarlo, imaginemos que a una persona se le ofrece elegir entre recibir \$1,000 dentro de un año o \$1,100 dentro de dos años. Una persona con mayor paciencia a largo plazo (un δ más alto) podría optar por esperar por la suma mayor, mientras que alguien con menor paciencia (un δ más bajo) preferiría tener el dinero antes. La diferencia con el sesgo de presente (β) es que esta decisión no involucra la gratificación inmediata; es una compensación entre dos puntos en el futuro, a diferencia del sesgo de presente que compara el ahora versus el "más tarde". Este parámetro, que puede adoptar valores dados por $0 < \delta < 1$, representa el factor de descuento estándar. Este factor es consistente en el tiempo y se aplica entre dos periodos futuros consecutivos (por ejemplo, el descuento del periodo t al $t+1$, visto desde cualquier periodo anterior a t). Refleja el nivel subyacente de "paciencia" o preferencia temporal del individuo para las recompensas que no

involucran el presente inmediato. Un δ más alto indica una mayor paciencia a largo plazo.

Asimismo, estos dos parámetros son decisivos para definir la heterogeneidad de preferencias temporales de los agentes en las simulaciones desarrolladas en esta tesis.

La introducción del parámetro de sesgo de presente (β) en particular, lleva a varias implicaciones conductuales que separan al modelo (β - δ) del puramente exponencial. Por ejemplo, los individuos pueden posponer repetidamente realizar tareas que conllevan costos inmediatos pero producen beneficios posteriores, un fenómeno conocido como procrastinación, porque los costos inmediatos se perciben fuertemente, mientras que los beneficios futuros se descuentan considerablemente (O'Donoghue y Rabin, 1999; 2001). Esto puede observarse, por ejemplo, al retrasar el inicio de una dieta, posponer una tarea desagradable o, posponer el inicio de un plan de ahorro. Además, los individuos con sesgo al presente son más propensos a la impulsividad, a menudo eligiendo recompensas más pequeñas y tempranas en lugar de las más grandes y tardías, especialmente cuando la recompensa más pequeña está disponible de inmediato (Ainslie, 1975; O'Donoghue y Rabin, 1999).

Estas tendencias conductuales asociadas con el sesgo presente tienen consecuencias significativas en el comportamiento de ahorro. La procrastinación impulsada por $\beta < 1$ se puede traducir en una dificultad considerable para iniciar y mantener planes de ahorro de forma constante, ya que el sufrimiento inmediato de renunciar al consumo es mayor que las recompensas percibidas como lejanas de la seguridad financiera en el futuro. De igual manera, la impulsividad puede conducir a una tendencia a gastar en exceso en consumo inmediato a expensas de objetivos de ahorro planeados. En conjunto, estos efectos contribuyen al fenómeno del *infra ahorro crónico*, en el que las personas ahorran menos de lo que ellas mismas considerarían óptimo para objetivos a largo plazo como la jubilación o los "colchones" para imprevistos (Laibson et al., 1998; Madrian y Shea, 2001). Esta brecha entre intenciones y acciones señala la importancia de los factores conductuales para entender las decisiones de ahorro.

Para concluir esta revisión de los modelos de elección intertemporal, la adopción del marco de descuento cuasi hiperbólico, en concreto el modelo ($\beta - \delta$), es indispensable para los objetivos de esta tesis. Lograr una comprensión más holística del comportamiento de ahorro necesita ir más allá de los supuestos de racionalidad perfecta y consistencia temporal del descuento exponencial. El modelo ($\beta - \delta$) proporciona un marco teórico sólido para capturar el sesgo de presente, ya que este tiene una influencia considerable en la forma en que las personas toman decisiones sobre ahorro y consumo a lo largo del tiempo. Al tomar en cuenta el sesgo de presente, esta investigación puede simular de forma más realista las decisiones de ahorro y a partir de estas, explorar cómo las dinámicas sociales pueden interactuar con este aspecto de la psicología de la toma de decisiones económicas.

2.3. El modelo de Cao y Werning (2018)

El análisis del comportamiento de ahorro individual en esta tesis se basa en el marco teórico desarrollado por Cao y Werning (2018). Este trabajo analiza las decisiones de ahorro y consumo dentro del modelo con descuento cuasi-hiperbólico o $(\beta - \delta)$, un enfoque que como ya se mencionó, es utilizado para capturar la tendencia humana hacia el sesgo presente y las preferencias inconsistentes en el tiempo (Phelps y Pollak, 1968; Laibson, 1997). La motivación principal detrás del modelo de Cao y Werning fue investigar una pregunta: ¿el modelo de descuento hiperbólico es capaz de generar predicciones cualitativas robustas sobre el comportamiento de ahorro? Esta pregunta surgió como respuesta a hallazgos previos que sugerían que dicho modelo podría tener una situación de indeterminación, en la que el modelo económico produce un número vasto, potencialmente infinito, de resultados posibles (equilibrios) que son cualitativamente diferentes, lo que imposibilita predecir cuál ocurrirá o cuál será el patrón general de comportamiento, lo que limita la capacidad predictiva del modelo (Krusell y Smith, 2003). Cao y Werning intentaron resolver este dilema investigando si se podían identificar condiciones claras y simples (como las de los modelos consistentes en el tiempo) bajo las cuales todos los equilibrios plausibles apuntaran consistentemente hacia el ahorro o el desahorro en diferentes niveles de riqueza.

Formalmente, el modelo de Cao y Werning tiene supuestos que constituyen una limitante y por lo tanto es importante hacer explícitos: posiciona a un agente dentro de un entorno temporal de horizonte infinito y discreto, además de contar con certeza absoluta (sin incertidumbre). El agente interactúa con un mercado de capitales que ofrece una tasa de interés bruta constante R sobre sus ahorros y se enfrenta a un límite de endeudamiento potencial que restringe la riqueza k_t a un nivel mínimo k o superior. En cada período t , el agente elige el consumo actual c_t y la riqueza del siguiente período k_{t+1} para maximizar su utilidad a lo largo de su vida, sujeto a la restricción presupuestaria $c_t + k_{t+1} = Rk_t$.

El elemento más importante es la estructura de preferencias, que exhibe un descuento cuasi-hiperbólico. La función de utilidad para el agente en el momento t está dada por $u(c_t) + \beta \sum_{i=1}^{\infty} \delta^i u(c_{t+i})$. Aquí, $u(c)$ es la utilidad instantánea del consumo, que generalmente se asume como creciente y cóncava. El parámetro δ ($0 < \delta < 1$) representa el factor de descuento estándar a largo plazo que refleja la paciencia entre períodos futuros, mientras que β ($0 < \beta \leq 1$) introduce el sesgo presente. Un $\beta < 1$ indica que el agente descuenta todo el flujo de utilidades futuras (desde $t + 1$ en adelante) por un factor adicional relativo a la utilidad presente $u(c_t)$, capturando la esencia del sesgo presente y llevando a elecciones inconsistentes en el tiempo; el caso de descuento exponencial estándar está considerado

dentro de este modelo cuando $\beta = 1$. Para la manejabilidad analítica y la comparabilidad con la literatura existente, el modelo emplea la función de utilidad isoelástica (CRRA) como la función que determina la utilidad instantánea del agente: $u(c) = \frac{c^{1-\sigma}}{1-\sigma}$ para $\sigma \neq 1$ y $u(c) = \ln(c)$ para el caso específico de $\sigma = 1$, donde $\sigma > 0$.

La curvatura de esta función de utilidad instantánea, $u(c) = \frac{c^{1-\sigma}}{1-\sigma}$, está determinada por el parámetro σ , que representa el coeficiente de aversión relativa al riesgo. Más allá de su interpretación en el contexto del riesgo, σ juega un papel importante en la determinación de las preferencias de consumo del agente a lo largo del tiempo¹. Un valor bajo de σ sugiere que el agente está relativamente dispuesto a desviarse de una trayectoria de consumo predecible y sin cambios bruscos para aprovechar las variaciones en el precio intertemporal del consumo (es decir, la tasa de interés); dicho agente alteraría significativamente su ahorro actual si varía la tasa de interés. Por el contrario, un valor alto de σ (un IES bajo) indica una fuerte preferencia por suavizar el consumo, lo que significa que el agente está menos dispuesto a sustituir el consumo a lo largo de los períodos y sus decisiones de ahorro responderán menos a las fluctuaciones de las tasas de interés.

La tarea de determinar una secuencia óptima de decisiones de consumo y ahorro a lo largo de un horizonte temporal infinito, de acuerdo con las preferencias del agente (β , δ y σ) y la ecuación dinámica de restricción presupuestaria, es precisamente el tipo de problema de los que se encarga de resolver la programación dinámica. Esta metodología, iniciada por Richard Bellman (1957), ofrece una estructura para resolver problemas de optimización secuencial al descomponerlos en etapas más pequeñas y manejables. En el núcleo de este enfoque se encuentra la ecuación de Bellman, una relación recursiva que define el valor de un problema de decisión en un estado particular (por ejemplo, la riqueza actual) en términos de la recompensa inmediata por tomar una decisión y el valor del estado posterior resultante de dicha decisión (teamques10, 2016). Esta ecuación operacionaliza el "principio de optimalidad" de Bellman, que postula que cualquier secuencia óptima de decisiones debe tener la propiedad de que, independientemente de las decisiones y el estado iniciales, las decisiones restantes también deben ser óptimas para el problema a partir del estado alcanzado (Bellman, 1957; Stokey y Lucas con Prescott, 1989).

Dada la naturaleza dinámica y secuencial del problema de optimización del agente, y en particular el desafío que plantean las preferencias inconsistentes en el tiempo presentes en el descuento cuasi-hiperbólico, se requiere un concepto de equilibrio específico para caracterizar el comportamiento estable del agente. Cao y Werning (2018) adoptan el marco

¹ Específicamente, σ está inversamente relacionada con la *Elasticidad de Sustitución Intertemporal* (IES), que se define como $IES=1/\sigma$. La IES mide la sensibilidad del crecimiento del consumo a las variaciones en la tasa de interés, o, de forma más general, la disposición de un agente a sustituir el consumo entre diferentes periodos (Yagihashi, T., Y Du, J., 2015).

de un *Equilibrio Perfecto de Markov* (EPM) para analizar el juego de ahorro que se desarrolla entre las sucesivas identidades temporales del agente. Una característica importante de un EPM es que las estrategias de los agentes se limitan a depender únicamente de las variables de estado relevantes para la rentabilidad actual; siendo en este modelo únicamente el nivel actual de riqueza, k . Esto significa que las decisiones sobre consumo y ahorro se toman sin tener en cuenta directamente el historial de elecciones, ya que dicho historial se resume en el nivel actual de riqueza. Este enfoque es especialmente adecuado para modelar situaciones con inconsistencia temporal, ya que proporciona una forma práctica de analizar interacciones estratégicas donde cada "yo" toma decisiones óptimas dadas sus circunstancias actuales y sus expectativas racionales sobre el comportamiento de sus "yos" futuros, quienes también optimizan basándose únicamente en sus respectivos estados futuros de riqueza. El concepto de MPE simplifica así un juego complejo y dependiente del pasado en una regla de decisión estacionaria y dependiente del estado actual (Maskin y Tirole, 2001).

Dentro del Equilibrio Perfecto de Markov (EPM), la política de ahorro óptima del agente $g(k)$ y la función de valor asociada $V(k)$ se caracterizan formalmente mediante un sistema de ecuaciones basado en el principio de Bellman. Según la definición de Cao y Werning (2018), un EPM consiste en un par de funciones (g, V) que satisfacen dos condiciones. En primer lugar, la función de valor $V(k)$, que representa la suma descontada de las utilidades derivadas de seguir la función de política de ahorro g indefinidamente desde el estado k , debe satisfacer la relación recursiva:

$$V(k) = u(Rk - g(k)) + \delta V(g(k))$$

Esta ecuación vincula el valor del estado actual de riqueza k con la utilidad derivada del consumo actual (donde $Rk - g(k)$ es el consumo c_t) y el valor descontado del estado del siguiente período $g(k)$, utilizando el factor de descuento de largo plazo δ . En segundo lugar, la propia función de ahorro $g(k)$ debe ser la opción óptima para el individuo. Esto significa que $g(k)$ es el nivel de riqueza del siguiente período que maximiza la utilidad del yo actual, considerando su sesgo presente. Esta condición de optimalidad se expresa como:

$$u(Rk - g(k)) + \beta\delta V(g(k)) \geq u(Rk - k') + \beta\delta V(k')$$

para cualquier elección alternativa de ahorro k' . Esta desigualdad implica que ningún otro nivel de ahorro k' generaría una mayor utilidad percibida para el yo actual que elegir $g(k)$. Al tomar su decisión óptima $g(k)$, el yo actual pondera la utilidad inmediata del consumo frente a un flujo de utilidad futura que se descuenta adicionalmente por β , lo que influye en la compensación óptima hacia un consumo potencialmente más inmediato en comparación con un agente que toma decisiones consistentes en el tiempo. Por otra parte, el factor de descuento de largo plazo δ es parte de la función V , lo que garantiza que la utilidad se descuenta de manera consistente entre períodos futuros sucesivos en el cálculo del valor

total de la vida útil.

Para encontrar las funciones específicas $V(k)$ y $g(k)$ que resuelven este sistema, la implementación computacional de esta tesis emplea la *iteración de valor*. Este método numérico iterativo refina repetidamente una estimación de la función de valor basada en la condición de optimalidad de Bellman hasta que converge a una solución estable, aproximando así el EPM. Esto se verá más a profundidad en el apartado de metodología.

Una vez determinadas la política de ahorro óptima del agente, $g(k)$, y la función de valor $V(k)$, mediante optimización usando la ecuación de Bellman, la contribución más importante de Cao y Werning (2018) es la existencia de un *umbral de tasa de interés*, R^* , que arroja predicciones cualitativas robustas sobre la dirección general de la acumulación de riqueza. Este umbral se define únicamente por los parámetros de impaciencia del agente: $R^* = 1 + \frac{1-\delta}{\beta\delta}$. La principal importancia de la predicción de R^* es su capacidad para predecir las tendencias globales de ahorro o desahorro en todos los equilibrios perfectos de Markov. Específicamente, si la tasa de interés de mercado R es mayor a R^* , todos los equilibrios presentarán ahorro en todos los niveles de riqueza ($g(k) > k$). Por el contrario, si $R < R^*$, todos los equilibrios implicarán desahorro ($g(k) \leq k$). Si $R = R^*$, se predice que la riqueza se mantendrá constante ($g(k) = k$).

Más allá de esta condición de R^* Cao y Werning (2018) describen otras condiciones y tipos de equilibrio. Por ejemplo, la robustez de la predicción de R^* depende del grado de curvatura de la función de utilidad para ciertos rangos de tasas de interés. Si la utilidad es casi lineal (es decir, σ es muy baja), el modelo puede presentar comportamientos más complejos, incluyendo la posibilidad de desahorro incluso cuando $R > R^*$ o, por el contrario, de ahorro cuando $R < R^*$, lo que podría generar indeterminación en estos casos específicos. Los autores refinan aún más sus predicciones basándose en otros parámetros de tasas de interés relacionados con δ y $\beta\delta$. Por ejemplo, si $R \geq \frac{1}{\beta\delta}$ (una tasa de interés muy alta), se predice un ahorro global estricto independientemente de la curvatura específica de la función de utilidad más allá de los supuestos básicos. También es importante señalar que, si bien R^* proporciona predicciones robustas sobre la dirección del cambio de la riqueza, Cao y Werning (2018) demuestran que pueden coexistir múltiples equilibrios de Markov para un conjunto dado de parámetros. Por ejemplo, incluso si $R > R^*$ dicta el ahorro global, podría existir tanto un equilibrio de ahorro lineal como otros equilibrios no lineales que aún satisfagan la propiedad de ahorro global. Esto destaca que, si bien el resultado cualitativo es predecible, la trayectoria específica de ahorro cuantitativo puede variar según el equilibrio seleccionado.

En resumen, el modelo de Cao y Werning (2018) proporciona un marco teórico robusto y útil para comprender cómo los individuos con preferencias cuasi-hiperbólicas e inconsistentes en el tiempo toman decisiones de consumo y ahorro. Entre sus principales

fortalezas están la aplicación de la teoría de juegos dinámicos a la elección intertemporal, la modelización tanto del sesgo presente como de la paciencia a largo plazo, y su derivación de condiciones para predicciones cualitativas robustas respecto al comportamiento de ahorro o desahorro, incluso en condiciones de multiplicidad de equilibrio potencial. Sin embargo, al ser un marco teórico centrado principalmente en la toma de decisiones de individuos aislados, el modelo presenta limitaciones al considerar el espectro más amplio de influencias en el comportamiento financiero; por ejemplo, no incorpora factores como la incertidumbre, las interacciones sociales complejas u otras heurísticas conductuales. Pese a estas limitaciones, la lógica que rige las decisiones de ahorro de los agentes individuales dentro del Modelo Basado en Agentes desarrollado en esta tesis se basará directamente en este modelo, lo que permitirá una exploración fundamentada de cómo estas tendencias de ahorro derivadas de cada individuo se configuran y potencialmente se alteran mediante la introducción de influencias sociales e interacciones heterogéneas entre agentes.

2.4. Influencias sociales en el comportamiento financiero

Si bien los marcos cognitivos individuales, como los modelos de descuento hiperbólico descritos anteriormente, son necesarios para comprender los mecanismos internos que influyen en las decisiones de ahorro, hay que reconocer que estas decisiones no se toman en el vacío. Las personas están inmersas en entornos sociales complejos que moldean sus actitudes, comportamientos y resultados en materia financiera (Browning y Lusardi, 1996). El contexto social, que se compone de diversas dinámicas interpersonales y grupales, es un gran componente modulador de cómo las predisposiciones individuales, incluido el sesgo presente, se traducen en patrones reales de ahorro. Por lo tanto, esta sección profundizará en los fundamentos teóricos de algunos mecanismos sociales que influyen en el comportamiento financiero. Los mecanismos que se desarrollarán son: la difusión de información (en el que se incluye la educación financiera), comparación entre pares y las normas sociales.

Uno de estos mecanismos, el efecto de los pares, se refiere a la influencia multifacética que las conexiones sociales de un individuo, como amigos, colegas, vecinos y familiares, ejercen sobre sus actitudes, creencias y su comportamiento (Browning y Lusardi, 1996; Duflo y Saez, 2003). Este fenómeno está relacionado con el concepto de *comparación social*, una tendencia humana a evaluar las propias opiniones, capacidades y resultados con referencia a los de otros, sobre todo a aquellos dentro de su círculo social (Festinger, 1954). En el ámbito financiero, esto implica que las personas no toman decisiones de consumo, ahorro e inversión de forma aislada; más bien, a menudo usan a sus pares como referencia para evaluar los niveles adecuados o deseables de actividad financiera (Sabu y Dinakar, 2024). Por lo tanto, este proceso de aprendizaje observacional y comparación puede conducir a una alineación de los comportamientos y estrategias financieras dentro de los grupos sociales (Bertrand y Morse, 2013), a medida que las personas ajustan sus acciones en

respuesta a lo que perciben como la norma o la aspiración entre sus pares.

La investigación empírica ha demostrado la magnitud de los efectos de los pares en la toma de decisiones financieras. Por ejemplo, el trabajo de Duflo y Saez (2003) concluye que las decisiones de los empleados respecto a la participación en planes de ahorro para la jubilación se ven significativamente influenciadas por las decisiones de sus colegas. Esto sugiere un canal de influencia que puede funcionar a través del aprendizaje social, donde los individuos observan y adoptan los comportamientos de sus pares, o a través de la influencia normativa, donde las decisiones de los pares establecen un estándar de comportamiento percibido. Para ilustrar aún más esta dinámica, Bertrand y Morse (2013) observaron que la exposición a los patrones de consumo de vecinos con mayores ingresos puede llevar a un mayor consumo, y por lo tanto, potencialmente a un menor ahorro, entre las personas con menores ingresos. Este fenómeno, que denominan "*trickle-down consumption*" o "consumo de goteo", destaca cómo las comparaciones sociales dentro de un contexto local pueden alterar los hábitos de gasto y ahorro.

La influencia de los pares puede manifestarse además como presión social directa, donde el deseo de mantener una posición social o adaptarse a los hábitos de gasto del grupo influye significativamente en las decisiones de ahorro. Esta presión puede, a veces, ejercer una influencia negativa, fomentando el gasto en lugar del ahorro, a medida que las personas se esfuerzan por integrarse o evitar la exclusión social, priorizando potencialmente la gratificación social inmediata sobre los objetivos financieros a largo plazo (Bernheim, 1994). La dinámica de las interacciones sociales también desempeña un papel importante en la propagación de los comportamientos y la información financiera en una comunidad. Como destacan Kuchler y Stroebe (2020), las interacciones sociales facilitan la difusión de información financiera y comportamientos observables entre pares, especialmente en contextos como el ahorro para el retiro. Esto refuerza la comprensión de que las redes de pares no son escenarios pasivos, sino canales activos que influyen en los procesos de toma de decisiones financieras de las personas.

La influencia del entorno social implica más que sólo la observación del comportamiento de los pares y su impacto inmediato en las tendencias individuales, como se mencionó anteriormente. Estas interacciones con los pares y los comportamientos grupales observados se combinan en normas sociales más amplias, o son en sí mismas reflejo de ellas. Las normas sociales pueden entenderse como expectativas compartidas o reglas, generalmente no escritas, sobre lo que constituye un comportamiento aceptable dentro de un grupo o sociedad particular (Browning y Lusardi, 1996). La conformidad, a su vez, es el acto de un individuo de alinear su comportamiento con estas normas predominantes (Bernheim, 1994). En conjunto, estas normas proporcionan un marco guía para la interacción social y pueden influir considerablemente en una variedad de decisiones personales, que se extienden también al ámbito de la gestión financiera y el comportamiento de ahorro.

Los marcos teóricos que explican la conformidad en contextos económicos enfatizan cómo las presiones sociales pueden influir en las decisiones individuales. Por ejemplo, el modelo de conformidad de Bernheim (1994), postula que las personas pueden adherirse a los comportamientos sociales predominantes incluso cuando hacerlo no repercute en su interés material directo. Este comportamiento suele estar impulsado por un deseo de integrarse en un grupo social o de evitar la incomodidad de la exclusión social. Esto implica que las decisiones financieras, incluidas las de ahorro, no son únicamente producto de cálculos racionales o preferencias individuales aisladas. En cambio, pueden verse influenciadas por el deseo de adherirse a lo que se percibe como normal o esperado dentro del propio círculo social, al comparar los patrones de gasto con los de personas cercanas.

La tendencia a adherirse a lo que se percibe como normal o esperado socialmente se aclara aún más en investigaciones sobre normas sociales subjetivas. En particular, Christianto y Asandimitra (2023) descubrieron que las *normas subjetivas* (definidas como la percepción individual de la presión social de personas cercanas, como padres, amigos o colegas, sobre si se debe ahorrar) tienen una influencia significativa y positiva en el comportamiento real de ahorro. En este estudio se observó que cuando las personas perciben que su entorno social espera o valora el ahorro, esta percepción proporciona tanto orientación como presión social que influye en sus decisiones de ahorro.

La influencia de los efectos de los pares y las normas sociales se vuelve mucho más interesante cuando se integra con los factores individuales internos que plantea el descuento hiperbólico. Si bien este último explica la tendencia interna de un individuo a sobrevalorar las recompensas inmediatas en relación con las futuras, los comportamientos y las actitudes de los pares pueden actuar como señales sociales externas que pueden interactuar con el sesgo presente de un individuo de manera significativa. Asimismo, las normas sociales pueden entenderse como un mecanismo regulador externo que interactúa con las preferencias temporales de cada individuo. Normas dentro de una comunidad o grupo social que valoran el ahorro, le otorgan importancia a la planificación futura y promueven la prudencia financiera podrían brindar a las personas razones o motivaciones externas para superar su tendencia individual a valorar más las recompensas inmediatas y descontar las futuras. En el caso contrario, en entornos donde las normas sociales favorecen el consumo inmediato, el gasto ostentoso o minimizan la importancia del ahorro, los sesgos individuales podrían intensificarse, dificultando aún más el cumplimiento de los objetivos de ahorro a largo plazo.

Si bien las normas sociales establecen expectativas colectivas que pueden favorecer o perjudicar los hábitos financieros, la capacidad de las personas para gestionar sus finanzas y los medios para compartir el conocimiento pertinente a éstas representan otras dimensiones sociales que influyen en el comportamiento de ahorro. Por ejemplo, la *alfabetización financiera*, que se refiere al conocimiento y la comprensión de los conceptos y riesgos

financieros, junto con las habilidades, la motivación y la confianza para aplicar esta comprensión y tomar decisiones eficaces en diversos contextos financieros (Mitchell y Lusardi, 2015). Si bien, la alfabetización financiera es un aspecto individual, se complementa con el proceso de difusión de la información, que describe cómo el conocimiento, los consejos y las prácticas beneficiosas en materia financiera se comunican y difunden en la sociedad o dentro de las redes sociales (Kuchler y Stroebel, 2020).

La importancia de la alfabetización financiera, como se vio previamente, se ve respaldada por literatura que establece su papel en la promoción de buenos hábitos de ahorro. Un trabajo extenso hecho por Lusardi (2008) y Lusardi y Mitchell (2014) demuestra que las personas con mayor nivel de alfabetización financiera tienen mayor probabilidad de planificar sus decisiones financieras. Además, estas personas tienden a tomar decisiones de inversión más informadas y, gracias a sus mayores conocimientos y habilidades, generalmente están mejor preparadas para ahorrar eficazmente. Por el contrario, la falta de alfabetización financiera se asocia estrechamente con resultados financieros subóptimos, como un ahorro insuficiente, una preparación inadecuada para la jubilación y hábitos de endeudamiento menos ventajosos.

Esta alfabetización financiera no se limita a la educación formal; el conocimiento en ese ámbito se transmite y moldea también a través de las interacciones sociales informales y dentro de las redes sociales de cada individuo. Estudios indican que las interacciones entre pares pueden ser fuente de información financiera e influir en el aprendizaje financiero. Por ejemplo, el trabajo de Duflo y Saez (2003) mostró que las interacciones sociales entre colegas influyeron en las decisiones relacionadas con la participación en planes de jubilación, lo que sugiere que se consulta a los pares o se observan sus acciones para obtener información y aprender de esta. De igual manera, la investigación de Kuchler y Stroebel (2020) destaca cómo las interacciones sociales facilitan la difusión de información financiera y comportamientos observables entre pares, especialmente en contextos relevantes para el ahorro. Además, el concepto de capital social, explorado por Jha y Kelley (2023) respecto al bienestar económico, también puede considerarse un facilitador para el acceso a información valiosa dentro de las comunidades, lo que puede contribuir indirectamente a una toma de decisiones financieras más informada.

Al igual que las interacciones sociales, la forma en que se adquiere y difunde el conocimiento financiero a través de estos canales sociales, como se mencionó anteriormente, está teóricamente entrelazada con la capacidad individual para gestionar sesgos cognitivos internos, como el descuento hiperbólico. En este contexto, el nivel de alfabetización financiera de una persona puede afectar críticamente su capacidad para percibir, evaluar y planificar con precisión esos resultados futuros lejanos, así como para identificar e implementar estrategias efectivas para alcanzar objetivos financieros a largo plazo. Por ejemplo, una mayor alfabetización financiera podría capacitar a las personas para comprender mejor las

consecuencias a largo plazo de las decisiones impulsadas por el sesgo del presente y podría ayudar a identificar o adoptar estrategias para contrarrestar estas tendencias impulsivas. Por el contrario, una alfabetización financiera deficiente, podría intensificar el impacto negativo del sesgo del presente en el ahorro. Si a las personas les cuesta comprender los beneficios del ahorro constante o los instrumentos para invertir su riqueza a largo plazo, su tendencia a preferir la gratificación en el presente puede dominar más fácilmente su toma de decisiones financieras, lo que llevará a patrones de ahorro subóptimos.

Para intentar descifrar esta interacción entre los sesgos cognitivos individuales y las dinámicas sociales, se necesita un enfoque metodológico que pueda simular cómo los comportamientos a nivel micro dan lugar a patrones a nivel macro. El Modelado Basado en Agentes, que se describe en la siguiente sección, ofrece precisamente este tipo de herramienta.

2.5. Modelado Basado en Agentes (MBA):

El *Modelado Basado en Agentes* (MBA) es una metodología de simulación computacional que se usa para modelar y simular el comportamiento e interacciones de individuos y organizaciones heterogéneos, para inferir regularidades que rigen su comportamiento en su conjunto. Aunque sus raíces conceptuales se remontan a la década de 1950, el MBA adquirió gran popularidad como metodología principalmente en la década de 1990, en gran medida debido a la mayor disponibilidad de métodos computacionales y al aumento en el poder de cálculo necesario para modelar la interacción social a gran escala (Steinbacher et al., 2021). Esta técnica se basa en dicha potencia computacional para explorar dinámicas complejas que podrían estar fuera del alcance de los métodos puramente matemáticos (Bonabeau, 2002). Dentro del marco del MBA, un sistema se representa como un conjunto de entidades autónomas con capacidad de decisión, conocidas como *agentes*; estos agentes evalúan individualmente sus situaciones y toman decisiones basándose en un conjunto predefinido de reglas que rigen su comportamiento a lo largo del tiempo (Bonabeau, 2002). Estos agentes pueden modelarse a varias escalas y poseen propiedades que pueden ser mutables o inmutables, observables o no para otros, y almacenadas en diversas estructuras de datos (Hammond et al., 2015).

Este enfoque ascendente contrasta con las técnicas tradicionales de modelado descendente, comunes en campos como la economía, que a menudo se basan en supuestos simplificados como agentes perfectamente racionales y equilibrio de mercado. El MBA, en cambio, suele utilizar reglas de decisión o heurísticas de comportamiento para modelar el comportamiento de los agentes, en lugar de una optimización matemática estricta (Bonabeau, 2002). Este enfoque permite la simulación de numerosos agentes autónomos, a menudo heterogéneos, como individuos u hogares, que operan en un entorno definido, capturando así directamente cómo sus comportamientos e interacciones conducen a la

estructura a nivel agregado (Singh, 2024). De este modo, los investigadores pueden observar cómo estos comportamientos e interacciones individuales a nivel micro dan lugar a patrones a nivel macro, conocidos como *fenómenos emergentes*, donde el comportamiento colectivo del sistema puede ser más complejo que la suma de sus partes individuales (Bonabeau, 2002). Al describir un sistema desde la perspectiva de sus unidades constituyentes, MBA adopta un punto de vista de modelado microscópico (Bonabeau, 2002), lo que ha contribuido a una mejor comprensión de cómo los componentes individuales generan resultados agregados.

Las unidades más pequeñas dentro de los Modelos Basados en Agentes son los propios agentes, y en el contexto de esta investigación sobre el comportamiento del ahorro, los agentes típicamente representan individuos u hogares. Una de las características más importantes del MBA es el principio de *heterogeneidad*, que permite que los agentes difieran significativamente en sus características (Bonabeau, 2002). Para este estudio, los agentes pueden poseer características como niveles de ingresos, grados de sesgo presente (β) e impaciencia a largo plazo (δ), preferencias de riesgo, niveles de alfabetización financiera y otros atributos sociodemográficos distintos para cada individuo. Dicha heterogeneidad es necesaria para representar de manera realista a una población diversa y para definir distintos perfiles de ahorrador, cada uno caracterizado por rangos de parámetros específicos. Estos agentes operan con base en reglas que gobiernan su comportamiento a lo largo del tiempo. Estas reglas de interacción y procesos de toma de decisiones pueden deducirse de teorías u observaciones sociales y psicológicas, y pueden abarcar desde heurísticas simples hasta algoritmos complejos, incorporando potencialmente capacidades de aprendizaje y adaptación (Steinbacher et al., 2021). Esta dependencia de reglas y heurísticas, en lugar de asumir la optimización con información y capacidad computacional perfectas, se vincula con el concepto de *racionalidad limitada* (Simon, 1959), en que se postula que los individuos toman decisiones con racionalidad limitada y por tanto, toman decisiones satisfactorias, no óptimas (Sent, 2018). Esta alineación hace que el MBA sea particularmente adecuado para estudiar fenómenos como el descuento hiperbólico, donde los individuos exhiben preferencias inconsistentes en el tiempo, que son claramente, una desviación de los supuestos estándar de racionalidad perfecta.

Además de tomar en cuenta las características individuales de los agentes y su comportamiento basado en reglas y de racionalidad limitada, es necesario considerar el contexto en el que operan. En el Modelado Basado en Agentes, el entorno define este contexto, abarcando el espacio, las condiciones y los recursos disponibles en los que los agentes existen, toman decisiones e interactúan. Este entorno no es necesariamente pasivo; las acciones de los agentes pueden influir en él y alterarlo, generando bucles de retroalimentación dinámicos (Steinbacher et al., 2021). Los entornos de Modelado Basado en Agentes (MBA) pueden tomar formas diferentes, desde representaciones abstractas hasta estructuras espaciales o en red más concretas, como las redes sociales, donde los agentes son nodos y sus relaciones son vínculos que median la influencia (Steinbacher et al., 2021).

Complementando el entorno, la interacción entre agentes es otro aspecto del MBA que actúa como el mecanismo principal a través del cual surgen comportamientos colectivos y patrones a nivel de sistema (Steinbacher et al., 2021). Estas interacciones pueden modelarse con diversos grados de complejidad y realismo, desde intercambios sencillos hasta influencias indirectas mediadas por el entorno, como la difusión de información y normas en una red social (Steinbacher et al., 2021). El MBA permite la representación de patrones de interacción heterogéneos y topologías de red complejas, acercándose así a las estructuras del mundo real, que rara vez son uniformes. La estructura específica de estas conexiones, quién interactúa con quién, con qué frecuencia y bajo qué reglas, puede determinar cómo se propagan los comportamientos, cómo evolucionan las normas sociales y cómo se desenvuelve la dinámica del sistema (Steinbacher et al., 2021).

Esta capacidad para modelar y observar fenómenos emergentes es valiosa para el estudio de sistemas socioeconómicos complejos (Steinbacher et al., 2021), entre ellos el comportamiento del ahorro. En cuanto atañe a esta investigación, esto permitirá explorar cómo las decisiones individuales de ahorro, influenciadas a su vez por una confluencia de factores que incluyen sesgos cognitivos (como el descuento hiperbólico) e interacciones sociales (como la influencia de los pares o la adhesión a normas), se agregan e interactúan para formar tendencias de ahorro más amplias, distribuciones de riqueza y otros resultados financieros colectivos. Gracias a la flexibilidad del MBA en la construcción y el refinamiento de modelos es posible la incorporación de la heterogeneidad de los agentes y el ajuste de los comportamientos de los agentes, su grado de racionalidad, su capacidad de aprendizaje y las reglas que rigen sus interacciones (Bonabeau, 2002). Como señala Gilbert (2008), esta adaptabilidad convierte al MBA en una herramienta idónea para explorar las dinámicas de los sistemas sociales, donde el comportamiento individual de los agentes se caracteriza por no linealidades, como decisiones basadas en umbrales o reglas condicionales complejas (Bonabeau, 2002). También es excelente cuando los agentes presentan memoria, dependencia de trayectorias o participan en procesos de aprendizaje y adaptación a lo largo del tiempo (Bonabeau, 2002).

Aprovechando su capacidad para modelar comportamientos individuales complejos, dinámicas no lineales y propiedades emergentes de sistemas, el Modelado Basado en Agentes ha encontrado aplicaciones en varios campos científicos, como la economía, las ciencias sociales, la ecología y la epidemiología (Hammond et al., 2015). En el ámbito socioeconómico, el MBA ha sido especialmente útil para analizar la dinámica de los mercados financieros (Samanidou et al., 2007), comprender la difusión de innovaciones (Kiesling et al., 2012), modelar el surgimiento y la sostenibilidad de la cooperación (Elliott Y Kiel, 2002) y explorar la interacción humana en las redes sociales (Will et al., 2020).

Asimismo, el MBA ha realizado contribuciones a la comprensión del ahorro y el comportamiento financiero. Por ejemplo, se ha empleado para investigar el desarrollo y la

estabilidad a largo plazo de los sistemas de pensiones (Lychkina & Morozova, 2015), simular los posibles impactos de diversas intervenciones políticas o campañas educativas en las tasas de ahorro de la población (Tsfatsion, 2006) y modelar los procesos de adquisición de conocimientos financieros y sus efectos, especialmente en los mercados emergentes (West, 2012).

A pesar de estas aplicaciones y ventajas del Modelado Basado en Agentes, también es necesario reconocer las limitaciones y los desafíos asociados con esta metodología. Un obstáculo importante es el considerable requerimiento de datos para definir las características, comportamientos y reglas de interacción de los agentes. Obtener datos detallados a nivel individual puede ser difícil, lo que podría limitar la precisión y el realismo de los modelos, aunque existen esfuerzos en curso que buscan aprovechar diversas fuentes de datos para abordar esto (Steinbacher et al., 2021). Otro desafío es la complejidad computacional; simular un gran número de agentes que participan en interacciones complejas puede requerir una capacidad y tiempo de procesamiento considerables (Bonabeau, 2002).

Además, la validación de modelos presenta una tarea compleja. Verificar que el comportamiento emergente de un MBA refleje con precisión los fenómenos del mundo real puede ser difícil, y a menudo requiere un diseño de modelo cuidadoso, una calibración rigurosa y un análisis de sensibilidad exhaustivo para garantizar la fidelidad del modelo (Manzo, 2014). El proceso de parametrización (seleccionar valores apropiados para los parámetros dentro de un MBA) también es un reto considerable, especialmente cuando los datos empíricos para la calibración son escasos (Kaddouri, 2025). Esto puede introducir incertidumbre en los resultados del modelo. Finalmente, a medida que aumenta la complejidad de un MBA para capturar comportamientos o interacciones más matizados, el modelo en sí puede volverse más difícil de interpretar y analizar a fondo, lo que requiere una consideración cuidadosa del equilibrio entre el realismo del modelo y la comprensibilidad (Bonabeau, 2002).

Aún con estos desafíos, el Modelado Basado en Agentes (MBA) proporciona un marco útil para abordar las preguntas de investigación específicas en esta investigación sobre el comportamiento de ahorro. Comprender la interacción dinámica entre los sesgos cognitivos individuales y la red de influencias sociales requiere una metodología capaz de representar a individuos heterogéneos con procesos de toma de decisiones, como los que se basan en el modelo de Cao y Werning (2018), y sus interacciones dentro de una estructura de red social. El MBA es especialmente adecuado para esta tarea y permite explorar cómo estos mecanismos psicológicos y sociales a nivel micro se combinan para moldear las decisiones individuales y generar patrones de ahorro agregados, incluyendo cómo los factores sociales podrían amplificar o mitigar los efectos de los sesgos cognitivos.

Por lo tanto, si bien la aplicación práctica del MBA requiere una consideración

metodológica cuidadosa para mitigar obstáculos como los requisitos de datos, la validación y la parametrización, su idoneidad teórica para examinar cómo las interacciones entre individuos diversos y de racionalidad limitada y su contexto social influyen en el comportamiento de ahorro justifica su selección.

3. Metodología

3.1. Diseño de la Investigación: Simulación Computacional mediante MBA

Para abordar las preguntas de investigación de esta tesis, se emplea una simulación computacional mediante un Modelo Basado en Agentes (MBA). Esta metodología se eligió como respuesta a la oportunidad de investigación novedosa identificada en los capítulos anteriores: la necesidad de comprender la interacción entre los sesgos cognitivos individuales, en este caso el descuento hiperbólico, y las dinámicas sociales que influyen en el comportamiento de ahorro.

El MBA es el enfoque metodológico que se presta para este problema por varias razones. La primera es que, permite crear una población de agentes con sus propios parámetros heterogéneos de preferencias temporales (β , δ) y atributos sociocognitivos, como la alfabetización financiera. Esta heterogeneidad permite simular de forma más realista una sociedad en la que sus miembros tienen distintos perfiles de ahorro. En segundo lugar, el MBA facilita el modelado explícito de las interacciones entre estos agentes dentro de un entorno social. Gracias a esto es posible implementar y analizar mecanismos de influencia social específicos, como la comparación entre pares, la difusión de información y la conformidad con normas sociales, y observar cómo afectan a las decisiones individuales de ahorro y consumo. Finalmente, esta metodología permite observar cómo patrones a nivel modelo (compuesto por todos los agentes) emergen de las decisiones e interacciones a nivel individual y entre agentes.

Se utilizó el LLM (Large Language Model) Gemini (versión 2.5 Pro), de Google, para la depuración y optimización de código, sin intervenir en la formulación teórica ni en la definición metodológica del modelo.

En el siguiente diagrama se observa la estructura general de las etapas del modelo, seguidas de su descripción:

- β, δ, σ
- Riqueza
- R (tasa de interés)
- Red social

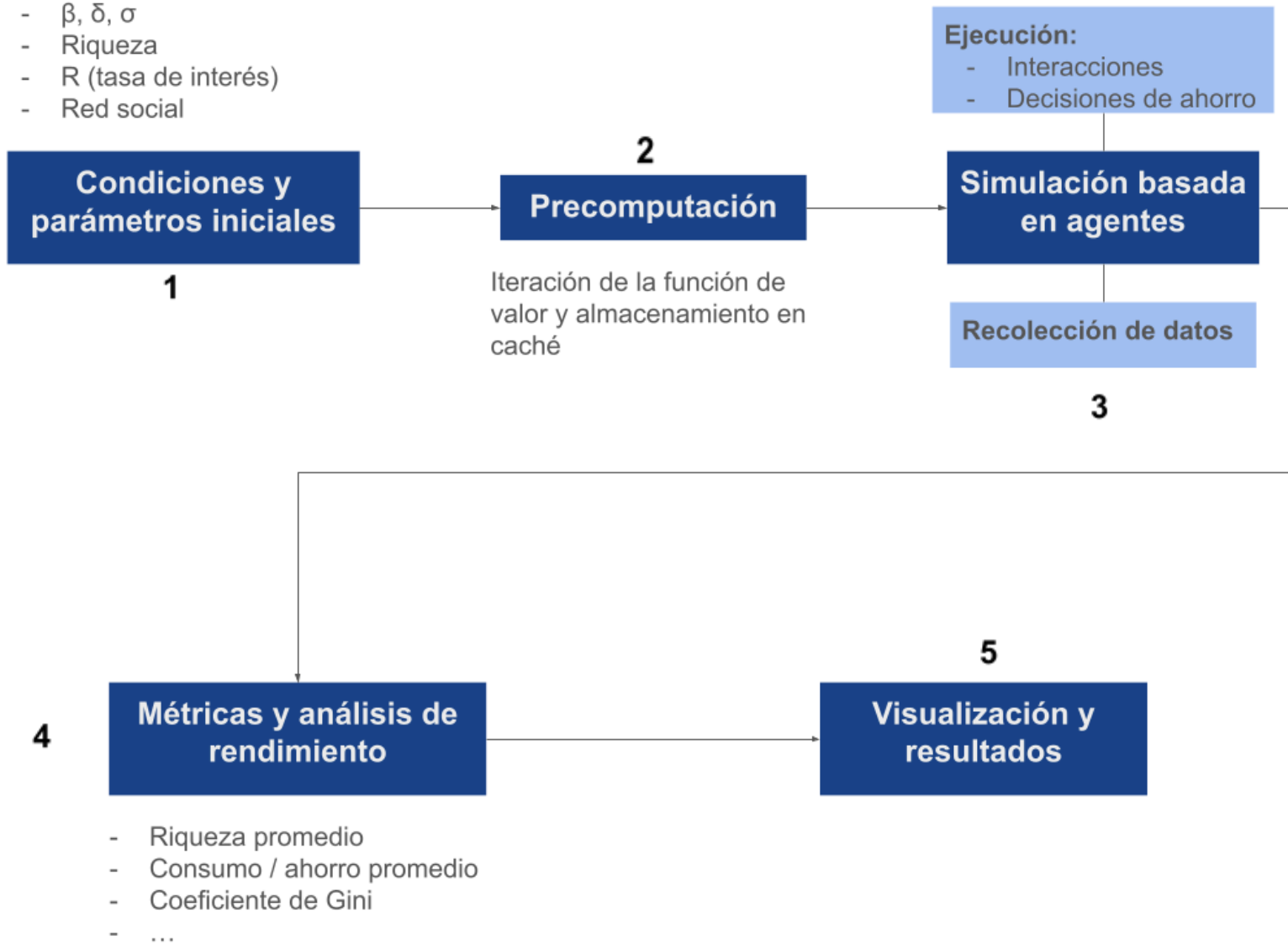


Figura 1: Etapas del modelo basado en agentes del comportamiento de ahorro.

1. **Condiciones y parámetros iniciales.** En esta etapa se define el universo de la simulación. Las entradas son los parámetros que rigen el modelo. Esto incluye la definición de parámetros económicos como la tasa de interés, los diversos perfiles de los agentes según sus rasgos psicológicos (β , δ , σ) y la estructura de la red social en la que interactúan los agentes.
2. **Precomputación.** En este paso, el algoritmo de Iteración de la Función de Valor (VFI) toma los atributos que definen a cada agente, y para cada combinación de estos parámetros individuales, VFI resuelve el problema de optimización del agente para determinar su política óptima de ahorro y consumo en todos los niveles de riqueza posibles para maximizar la suma descontada de las utilidades derivadas de seguir la función de política de ahorro. Este paso calcula cómo se comportaría un agente de forma aislada, basándose solo en sus preferencias internas y el entorno económico. Los resultados de este proceso, las funciones de política óptima (g) y la de valor derivado de esta (V), se almacenan en caché para que la simulación principal de la siguiente etapa se ejecute eficientemente.
3. **Simulación basada en agentes.** La simulación inicializa una población de agentes, cada uno con uno de los perfiles de agente definidos en la etapa 1. A continuación, construye la estructura de red social que los conecta. La simulación se desarrolla durante 200 pasos. En cada paso, cada agente toma una decisión. Para ello, recupera su función de política óptima precalculada (almacenada en caché en la etapa 2), que le indica cómo comportarse en función de su riqueza. El agente recopila información social observando a sus vecinos en la red y cambiando sus parámetros de acuerdo a mecanismos de interacción preestablecidos. Combina su política interna con estos datos sociales para tomar una decisión final de consumo y ahorro. Durante todo este proceso, se registran las decisiones de cada agente y el estado general del modelo en cada paso.
4. **Métricas y análisis de rendimiento.** A partir de este conjunto de datos agregados, se calculan métricas de rendimiento que miden los resultados emergentes de alto nivel de las interacciones entre los agentes.
5. **Visualización y resultados.** Finalmente, a partir de las métricas obtenidas en el paso 4, se generan tablas y gráficas que permiten ver claramente los resultados obtenidos.

3.2. Especificación del Modelo

A continuación, se describen los componentes del Modelo Basado en Agentes: la plataforma sobre la que fue construido, la definición de los agentes, el entorno en el que operan y las reglas que gobiernan sus decisiones e interacciones.

3.2.1. Plataforma Computacional

El modelo de simulación fue implementado en su totalidad utilizando el lenguaje de programación Python, que se seleccionó por tener un amplio ecosistema de librerías para la computación científica y el modelado computacional. La arquitectura del modelo se apoya en un conjunto de librerías especializadas que cumplen diferentes funciones:

- Mesa: Se utilizó como el marco de trabajo principal para la construcción del Modelo. Mesa permite a los usuarios crear modelos basados en agentes utilizando componentes centrales integrados (*Mesa: Agent-based Modeling in Python — Mesa .1 Documentation, 2025*). En específico, proporciona las clases base `Agent` y `Model`, así como componentes como el planificador de activación (`RandomActivation`), que gestiona el orden de acción de los agentes en cada paso de la simulación.
- NumPy y SciPy: Estas librerías se usaron para las operaciones numéricas de alto rendimiento. Específicamente, se emplearon para la implementación del algoritmo de Iteración de la Función de Valor (VFI, por sus siglas en inglés) y para las tareas de optimización numérica.
- NetworkX: Esta librería fue usada para crear y gestionar la estructura de la red social de mundo pequeño de Watts-Strogatz, definiendo las conexiones y "vecindarios" de los agentes.
- Joblib: Se utilizó para la paralelización del cómputo de la VFI, permitiendo calcular simultáneamente las funciones de valor (V) y política (g) para cada perfil de agente único, lo que reduce el tiempo de inicialización del modelo.
- Matplotlib: Se utilizó para la generación de todas las visualizaciones y gráficos durante la fase de análisis de resultados.

3.2.2. Definición del Agente

Cada agente en el modelo representa a un individuo que toma decisiones de consumo y ahorro a lo largo del tiempo. Sus atributos y comportamiento se definen en la clase `SavingAgent`² y son los siguientes:

- Estado del Agente: La variable de estado principal que define la situación de un agente en cualquier momento es su nivel de riqueza (`wealth`) actual. Esta riqueza está distribuida en un vector llamado cuadrícula de riqueza (`wealth_grid`).

La distribución de riqueza inicial (`wealth_dist`) se calculó basada en los reportes de riqueza globales de UBS y Credit Suisse (2019, 2024), de Global Wealth Monitor (Tadesse, 2024) y el reporte de La distribución y desigualdad de los activos financieros y no financieros en México hecho por CEPAL (Del Castillo, 2017). Dicha distribución inicial está compuesta por de la siguiente manera (todas las cantidades en USD): 41.52% de \$0 a \$9,999; 47.72% de \$10,000 a \$99,999; 10.31% de \$100,000 a \$999,999 y .45% de 1 millón o más.

- Parámetros de Preferencia: Siguiendo el modelo teórico de Cao y Werning (2018), cada agente se caracteriza por un conjunto de parámetros que definen sus preferencias económicas:
 - β (beta): El parámetro de sesgo presente, que captura la tendencia a sobrevalorar la gratificación inmediata.
 - δ (delta): El factor de descuento a largo plazo, que representa la paciencia intertemporal entre dos períodos futuros.
 - σ (sigma): El inverso de la elasticidad de sustitución intertemporal (IES), que determina la aversión del agente a variar su consumo a lo largo del tiempo.
- Parámetros Cognitivos y Sociales: Para explorar la interacción con factores sociales, se incluye un parámetro adicional:
 - `financial_literacy`: Un valor numérico que representa el conocimiento o educación financiera del agente y modula su proceso de toma de decisiones.

La población del modelo está compuesta por individuos que varían en estos parámetros, lo que da lugar a diferentes perfiles de comportamiento.

² Las clases de Python permiten encapsular datos y comportamiento en una sola entidad. Al trabajar con una clase de Python, se definen atributos para almacenar datos y métodos para realizar acciones. Esta estructura permite modelar objetos del mundo real y crear código organizado y reutilizable (Ramos, 2024).

3.2.3. Perfiles del Agente

Para simular esta población diversa, los agentes se inicializan de acuerdo con perfiles predefinidos, diferenciados por sus preferencias temporales, tal como las define el modelo de descuento cuasi-hiperbólico, y alfabetización financiera. Estos perfiles, definidos en el diccionario³ `agent_profiles`, se resumen en la siguiente tabla:

Tabla 1. Perfiles de ahorro de los agentes con sus parámetros correspondientes.

Perfil	β (Sesgo Presente)	δ (Paciencia)	Alfabetización Financiera	Comportamiento Esperado
Planificador	0.97	0.96	0.9	Muy paciente y consistente en el tiempo, con un alto conocimiento financiero. Tendencia a ahorrar.
Moderado	0.9	0.91	0.6	Ligeramente impaciente, pero aún relativamente previsor y con un conocimiento financiero moderado. Comportamiento de ahorro equilibrado.
Procrastinador	0.78	0.95	0.3	Fuerte sesgo presente (baja β) pero paciente a largo plazo (alta δ), propenso a posponer el ahorro.
Procrastinador Inverso	0.96	0.85	0.5	Consistente en el corto plazo (alta β) pero impaciente a largo plazo (baja δ). Tiende a desahorrar.
Impulsivo	0.6	0.8	0.1	Muy impaciente tanto en el corto como en el largo plazo, con bajo conocimiento financiero. Desahorra rápidamente.

La inclusión de la variable de alfabetización financiera (`financial_literacy`) en cada perfil es necesaria para dotar al modelo de un mayor realismo, basándose en evidencia que confirma su influencia en el comportamiento del ahorro. La literatura muestra una correlación positiva entre un mayor nivel de alfabetización financiera y una mayor propensión al ahorro (Heckman & Hanna, 2015) y entre una mayor alfabetización financiera y mitigación de los efectos del sesgo de presente (Bawalle et. al., 2024). Esto se debe a que la alfabetización financiera brinda a los individuos los conocimientos y habilidades necesarios para tomar decisiones financieras informadas, incluyendo el ahorro, lo que se traduce en una mayor probabilidad de planificar para la jubilación y acumular patrimonio (Lusardi, 2008; De Bassa Scheresberg, 2013). Por lo tanto, este parámetro permite diferenciar a los agentes no solo por

³ Un diccionario de Python es una estructura de datos que almacena el valor en pares clave:valor. (GeeksforGeeks, 2025).

sus sesgos de preferencia temporal, sino también por su capacidad adquirida para navegar el panorama financiero.

La clasificación de los comportamientos de ahorro individuales es un reto en economía y finanzas, y a su vez sumamente importante para la planificación financiera y la formulación de políticas económicas (Healey et al., 1971). Mientras que en el ámbito financiero se suele clasificar a los ahorradores en categorías amplias como "conservadores", "moderados" y "agresivos" según su tolerancia al riesgo y su horizonte de inversión (Bourse Securities Limited, 2024), este modelo intenta adaptar esas categorías con un enfoque de economía conductual y define a los agentes según sus preferencias temporales psicológicas subyacentes, y pretende proporcionar una mejor comprensión de los factores que impulsan las decisiones financieras.

Los perfiles están diseñados para representar un rango de comportamientos de ahorro reales, con parámetros consistentes con la evidencia empírica. Los valores de beta altos del modelo (p. Ej., para el "Planificador") son consistentes con los hallazgos de que, para las recompensas monetarias, el beta promedio corregido es de aproximadamente 0.98. Por el contrario, los valores beta más bajos para perfiles como el "Impulsivo" reflejan evidencia de que el sesgo actual es mucho mayor en dominios no monetarios, donde las estimaciones de beta medias son tan bajas como 0.68 (Cheung et al., 2023). Asimismo, el rango del factor de descuento a largo plazo, delta, tiene base empírica. Los parámetros de paciencia altos (como los del perfil "Planificador") coinciden con los estudios que estiman una tasa de descuento anual a largo plazo del 4% (Laibson et al., 2007), mientras que los parámetros de paciencia más bajos (por ejemplo, en el perfil "Impulsivo") son consistentes con otros meta análisis que encuentran tasas de descuento promedio más altas (Matousek et al., 2022).

La asignación de valores de alfabetización financiera a cada perfil de agente se basa en una lógica que busca alinear el conocimiento y la habilidad financiera con las características de comportamiento de cada perfil. De este modo, los perfiles más propensos al ahorro y la planificación a largo plazo, como el "Planificador", poseen la alfabetización financiera más alta. Por el contrario, los perfiles caracterizados por la impulsividad y un fuerte sesgo hacia el presente, como el "Impulsivo" y el "Procrastinador", se asocian con los niveles más bajos de conocimiento financiero. La idea es que las predisposiciones psicológicas al ahorro (o a la falta de él) a menudo se correlacionan con el nivel de compromiso y comprensión de los conceptos financieros.

Una consideración importante para parametrizar estos perfiles fue la de asegurar la viabilidad computacional del modelo. El perfil "Procrastinador", caracterizado por su conflicto interno entre un sesgo presente fuerte (beta baja) y una alta paciencia a largo plazo alta (delta alta), presentó un desafío. Las parametrizaciones iniciales basadas directamente en las estimaciones empíricas más extremas (p. ej., beta = 0.73, delta = 0.95) provocaron que el algoritmo de iteración de la función de valor (VFI) del modelo no lograra converger en

repetidas ocasiones, entrando en un bucle de indeterminación. Esta inestabilidad puede ser un resultado de cuando cuando la tasa de interés (R) del mercado se encuentra dentro de un rango específico y complejo: $R^* < R < 1/\beta\delta$. Para garantizar un entorno de simulación estable en todas las condiciones experimentales, se realizó un ajuste pragmático: el parámetro de sesgo al presente del perfil "Procrastinador" se incrementó ligeramente a $\beta = 0.78$. Este pequeño compromiso intenta preservar la naturaleza del perfil y alcanzar una convergencia confiable del modelo, un paso necesario para realizar los experimentos de interacción social posteriores.

3.2.4. Entorno

Los agentes operan dentro de un entorno que tiene dos dimensiones principales: económica y social.

El entorno económico se caracteriza por una tasa de interés bruta constante, R (`interest_rate`), que se aplica tanto a los ahorros como a las deudas. Adicionalmente, existe un límite de endeudamiento estricto que impide que la riqueza de los agentes caiga por debajo de cero. Este límite se tomó también del marco teórico de Cao y Werning (2018), ya que consideran este caso de $k > 0$ como el más relevante para su modelo, aunque dejan la puerta abierta a investigaciones futuras con un límite negativo, es decir, que haya posibilidad de endeudamiento.

Otro componente del entorno económico que se establece a nivel de todo el modelo es el inverso de la elasticidad de sustitución intertemporal (σ). Como ya se describió en el capítulo 2, este parámetro cuantifica la preferencia de los agentes por mantener una trayectoria de consumo estable a lo largo del tiempo.

La elección de un valor para σ es un desafío considerable, ya que la literatura se encuentra en un debate constante y existe una alta variación en las estimaciones empíricas. Por ejemplo, mientras que un meta-análisis de 169 estudios realizado por Havranek et al. (2013) reporta una estimación media de un $\sigma \approx 2.0$, también se observa una gran heterogeneidad sistemática. Esta variabilidad se debe a que las estimaciones son muy sensibles a la metodología econométrica utilizada, al tipo de datos (agregados o a nivel de hogar) y a la especificación del modelo subyacente (Yagihashi & Du, 2015). A un nivel local más relevante, en un estudio por Ruiz Roldán (2024), se calculó un rango de σ en México que va desde 0.41 hasta 3.05, lo que enfatiza la dificultad de encontrar un valor confiable para este parámetro.

Ante esta incertidumbre, la calibración de modelos macroeconómicos recurre a valores de referencia. Una práctica común, especialmente en modelos teóricos gracias a su conveniencia analítica, es asumir una utilidad logarítmica, lo que implica que $\sigma = 1$. Los modelos

DSGE (Modelos Dinámicos Estocásticos de Equilibrio General), utilizados para el análisis de políticas, emplean valores de σ en el rango de 1 a 2 (Phelps, 2024). Dada la dificultad de encontrar un valor único y universalmente aceptado, la selección de un valor específico para este parámetro en la simulación se basa en estos rangos utilizados y justificados en la literatura, reconociendo que es una simplificación necesaria para el análisis del modelo.

El otro componente del entorno del modelo es su estructura social: Los agentes no están aislados, sino situados en una red que define sus interacciones locales o su "vecindario". La función `setup_network` configura a una red de mundo pequeño (`watts_strotz_graph`), con parámetros $k=4$ y $p=0.1$, que captura de forma más realista las estructuras de las redes sociales humanas, con alta agrupación local y caminos cortos entre agentes de otros grupos.

Una red de Watts-Strogatz es un modelo diseñado específicamente para representar redes que exhiben la 'propiedad de mundo pequeño': una combinación de alta agrupación local (clustering) y longitudes de camino promedio cortas entre nodos (Watts & Strogatz, 1998). Esta propiedad es una característica bien documentada de muchas redes sociales del mundo real (Albert & Barabási, 2002), lo que hace que este modelo sea un buen candidato para simular el tejido social en el que los agentes toman decisiones financieras. El proceso de generación de una red de Watts-Strogatz comienza con una red donde cada agente (o nodo) está conectado a sus k vecinos más cercanos. Luego, cada borde en la red es 'recableado' con una probabilidad p , lo que significa que se reemplaza con un nuevo borde que se conecta a un nodo elegido al azar en la red. El parámetro k controla la densidad inicial de las conexiones locales (cuántos vecinos tiene el agente), mientras que el parámetro p controla la aleatoriedad de la red (la probabilidad de que un agente esté relacionado con otro agente lejano éste); un p de 0 resulta en una red regular, y un p de 1 resulta en una completamente aleatoria. La idea clave de Watts y Strogatz es que incluso valores pequeños de p son suficientes para crear 'atajos' a través de la red, reduciendo las longitudes de camino promedio mientras se preserva en gran medida la alta agrupación de la red original (Downey, 2016).

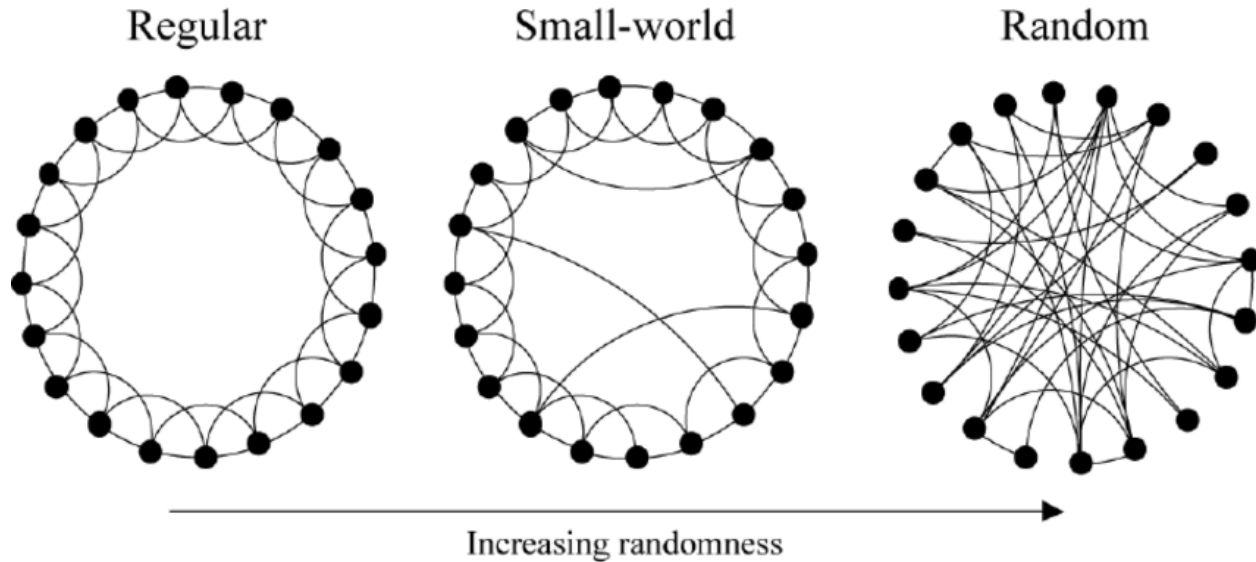


Figura 2: Redes sociales con diferentes grados de p (sleepokay, 2013).

3.2.5. Regla de decisión individual

El aspecto más importante del comportamiento de un agente es su regla de decisión, que determina cuánto consumir y ahorrar en cada paso de tiempo. Esta regla es una implementación computacional que aproxima el Equilibrio Perfecto de Markov del modelo de Cao y Werning (2018).

Dentro de este marco de optimización dinámica, el objetivo de cada agente es seleccionar una trayectoria de consumo y ahorro que maximice la suma de su utilidad descontada a lo largo de la vida. El primer paso para resolver este problema es definir formalmente la satisfacción o utilidad que el agente obtiene del consumo en un único período. Para este fin, y siguiendo el marco teórico de Cao y Werning (2018), se emplea la función de utilidad de Aversión Relativa al Riesgo Constante (CRRA):

$$u(c) = \frac{c^{1-\sigma}}{1-\sigma} \text{ para } 0 < \sigma < 1 \text{ y } u(c) = \ln(c) \text{ cuando } \sigma = 1.$$

Las funciones óptimas de política, $g(k)$, que determina el ahorro para el siguiente período, y de valor, $V(k)$, que representa la utilidad descontada a lo largo de la vida del agente, se resuelven numéricamente utilizando la Iteración de la Función de Valor (VFI). Este algoritmo en la función `calculate_vfi_for_profile`, aproxima la solución a la ecuación de Bellman de forma iterativa hasta que el cambio en la función de valor cae por debajo de un umbral de tolerancia o se alcanza un número máximo de iteraciones. Dentro de cada iteración, se utiliza la interpolación lineal (`np.interp`) para evaluar la función de valor en puntos de riqueza que no se encuentran explícitamente en la cuadrícula discreta.

Para manejar la alta carga computacional de la VFI, el modelo implementa una

estrategia de optimización mediante caché y paralelización. En la inicialización del `SavingModel`, la VFI se ejecuta una sola vez para cada perfil de agente único. Estos cálculos se distribuyen entre múltiples núcleos de procesador utilizando la librería `joblib`. Los resultados (las funciones V y g para cada perfil) se almacenan en un diccionario compartido llamado `vfi_cache`. Posteriormente, cuando un agente es creado, en lugar de realizar el cálculo desde cero, recupera su solución precalculada de este caché, lo que reduce drásticamente el tiempo de inicio de la simulación.

3.2.6. Reglas de interacción social

Para investigar la hipótesis central, el modelo implementa tres mecanismos de influencia social, que pueden activarse o desactivarse para cada experimento. Estas reglas se aplican en el método `step()` del agente.

- **Difusión de Información:** Este mecanismo modela el aprendizaje social. En este caso, es una adaptación computacional de la revisión hecha por Kuchler y Stroebel (2020) que ya se mencionó en el marco teórico. En este modelo, un agente con un nivel de `financial_literacy` bajo puede aprender de sus vecinos con mayor conocimiento. Su puntuación de alfabetización se ajusta gradualmente hacia el promedio de sus vecinos. Esta mayor alfabetización tiene un efecto en la decisión del agente: su objetivo de ahorro final se convierte en una combinación ponderada entre su propio plan (derivado de su política sesgada) y el plan "racional" del perfil "Planificador", que es punto de referencia como el mejor ahorrador. El peso de esta combinación es su propio nivel de `financial_literacy`.
- **Comparación entre Pares:** De los mecanismos sociales encontrados en la literatura, este es el más estudiado, con trabajos de Browning y Lusardi (1996), Duflo y Saez (2003), Festinger (1954) y Bertrand y Morse (2013), entre otros. Basado en este marco teórico, se hizo una adaptación al modelo en la que los agentes observan el consumo de sus vecinos en el período anterior para formar un punto de referencia social (el consumo promedio del vecindario). La decisión de consumo final del agente se convierte en una mezcla entre su propio consumo ideal (determinado por su política $g(k)$) y este promedio social, ponderado por el parámetro `peer_comparison_strength`. Esto puede llevar al agente a consumir más (y ahorrar menos) o viceversa, para alinearse con sus pares.
- **Normas Sociales:** De igual manera, para implementar este mecanismo social en el modelo, se tomaron en cuenta trabajos previos de Browning y Lusardi (1996), Christiano y Asandimitra (2023) y el modelo de conformidad de Bernheim (1994). Para la mecanización propia del modelo, el agente observa el parámetro de sesgo presente

(β) promedio de sus vecinos para percibir la "norma" en su entorno local. Su propio parámetro β se ajusta lentamente hacia este promedio del vecindario, con una "fuerza" dada por el valor `social_norm_strength`.

Se implementó un sistema de recálculo dinámico para que la influencia social se traduzca en un cambio de comportamiento tangible. Este mecanismo opera de la siguiente manera: a intervalos periódicos definidos por el experimentador (en este caso, cada 25 periodos) , el modelo evalúa el valor β actual de cada agente. A cada agente se le reasigna un nuevo nombre de perfil dinámico basado en este valor (p. ej., "`dynamic_beta_0.8514_delta_0.9500`"). El modelo identifica todos los nuevos perfiles únicos que no tienen una función de política correspondiente en el caché y ejecuta el algoritmo de Iteración de la Función de Valor (VFI) en paralelo, pero solo para estos perfiles recién surgidos. Las nuevas funciones de política resultantes se añaden al caché del modelo. En los pasos subsecuentes, los agentes utilizan su nuevo perfil dinámico para consultar la política correcta recién calculada, para que así su comportamiento de ahorro se alinee con sus preferencias actuales influenciadas socialmente, simulando el cambio gradual con el tiempo de las normas de la sociedad.

3.3. Protocolo de simulación

El protocolo experimental está diseñado para investigar sistemáticamente el impacto de las interacciones sociales en el comportamiento de ahorro. Para esto, la simulación se estructura en un proceso de tres componentes: una fase de inicialización que establece las condiciones iniciales del modelo, un bucle de simulación que ejecuta la dinámica paso a paso, y un conjunto de fases experimentales que permiten comparar los resultados bajo diferentes condiciones de interacción social.

Para llevar a cabo estas fases, la dimensión de la simulación se estableció en una población de 100 agentes a lo largo de un horizonte temporal de 200 pasos. La selección de estos valores obedece a un balance técnico entre la observabilidad de los fenómenos emergentes y las restricciones de capacidad computacional. El mecanismo de toma de decisiones de cada agente exige la resolución de la ecuación de Bellman mediante la Iteración de la Función de Valor (VFI). Dado que esta optimización debe recalcularse iterativamente cuando las influencias sociales ajustan las preferencias, la carga de procesamiento crece exponencialmente. Las pruebas piloto realizadas con incrementos en la cantidad de agentes o extensiones en el número de periodos resultaron en tiempos de ejecución prohibitivos para completar las replicaciones necesarias del diseño experimental. Por consiguiente, esta configuración representa un punto de equilibrio funcional que permite documentar la convergencia de las dinámicas sociales manteniendo la viabilidad técnica de la investigación.

3.3.1. Inicialización

La simulación comienza con la fase de inicialización controlada por el constructor de la clase `SavingModel`. Este proceso establece el estado del modelo en el paso de tiempo cero y sigue la siguiente secuencia:

1. **Cálculo Previo de Funciones de Política y Valor:** Antes de crear cualquier agente, el modelo ejecuta el algoritmo de Iteración de la Función de Valor (VFI) para cada perfil de agente definido en la simulación (p. ej., "planificador", "moderado"...). Estos cálculos se realizan de forma paralela para optimizar el rendimiento. Los resultados, las funciones de valor $V(k)$ y de política o ahorro $g(k)$, se almacenan en un diccionario compartido (`vfi_cache`) que estará disponible para todos los agentes.
2. **Generación de la población:** A continuación, se crea la población de agentes de acuerdo con el diccionario `population_composition`, que especifica cuántos agentes de cada perfil deben ser instanciados.
3. **Configuración de la red social:** Simultáneamente, se establece la topología del entorno social mediante la función `setup_network`. El modelo crea una red de Watts-Strogatz, que definirá las conexiones y vecindarios de cada agente.
4. **Asignación de parámetros y riqueza inicial:** Durante su creación, cada agente es instanciado con los parámetros de preferencias temporales (β , δ) y alfabetización financiera correspondientes a su perfil. Además, a cada uno se le asigna un nivel de riqueza inicial extraído aleatoriamente de la distribución de riqueza predefinida (`wealth_dist`).
5. **Incorporación al Modelo:** Finalmente, cada agente creado recibe un número identificador único, es añadido al planificador de activación del modelo (`scheduler`) y es ubicado en una posición dentro de la red social.

3.3.2. Bucle de simulación

Una vez inicializado, el modelo avanza en pasos de tiempo discretos. La dinámica de cada paso es gestionada por el método `step()` del `SavingModel` y sigue la siguiente secuencia:

1. **Recopilación de Datos:** Al inicio de cada paso, la clase `DataCollector` de Mesa registra el estado actual de todas las variables relevantes a nivel de modelo y de cada agente.

2. **Activación de Agentes:** A continuación, el planificador `RandomActivation` activa a cada agente de la simulación sólo una vez, pero en un orden aleatorio en cada paso. Esta aleatorización previene la aparición de sesgos o artefactos que podrían surgir de un orden de activación fijo.
3. **Ejecución del Comportamiento del Agente:** Cuando un agente es activado, ejecuta la lógica contenida en su método `step()`. Esta lógica sigue el siguiente orden:
 - a. **Recuperación de la política óptima:** El agente consulta el `vfi_cache` del modelo para obtener su función de política $g(k)$, que define su plan de ahorro ideal en ausencia de influencias externas.
 - b. **Aplicación de reglas de interacción social:** Si los mecanismos sociales están activos para el experimento en curso, el agente observa a sus vecinos en la red. Dependiendo de las reglas activas, puede actualizar su nivel de alfabetización financiera, ajustar su objetivo de consumo para alinearse con sus pares, o modificar su parámetro de sesgo presente (β) para conformarse a la norma social de su vecindario.
 - c. **Toma de decisión final:** El agente determina su nivel final de ahorro y consumo para el período actual, que puede ser el derivado de su política original o uno modificado por las influencias sociales.
 - d. **Actualización de estado:** Finalmente, el agente actualiza su nivel de riqueza para el siguiente período, que será igual a la cantidad que ha decidido ahorrar en el período actual.

Este ciclo de recopilación de datos y activación de agentes se repite durante el número de pasos de tiempo definidos para la simulación.

3.3.3. Fases de la Simulación

El protocolo de simulación se divide en tres fases experimentales diseñadas para aislar y medir el efecto de las dinámicas sociales.

Fase 1: Validación del Modelo de Agente Único

En una fase preliminar, se realizaron simulaciones con agentes únicos de cada perfil para validar que su comportamiento individual en aislamiento fuera consistente con las predicciones teóricas del modelo de Cao y Werning (2018). Esta fase aseguró que la implementación computacional del proceso de decisión individual fuera correcta antes de introducir interacciones entre agentes.

Fase 2: Línea Base Multiagente (Sin interacciones sociales).

Esta es la condición de control principal del experimento. En esta fase, se simula una población completa y heterogénea de agentes, pero con todos los mecanismos de interacción social desactivados. El objetivo de esta fase es establecer una dinámica de referencia del comportamiento de ahorro agregado, donde los resultados emergen sólo de las decisiones individuales de los agentes, sin influencia de sus pares. Corresponde al experimento "baseline" en el código.

Fase 3: Multiagente con Interacciones Sociales.

Esta fase comprende un conjunto de condiciones experimentales donde se activan selectivamente los mecanismos de influencia social. Se ejecutan simulaciones independientes para los siguientes escenarios:

1. Comparación entre Pares únicamente (`peer_comparison_only`).
2. Normas Sociales únicamente (`social_norms_only`).
3. Difusión de Información únicamente (`info_diffusion_only`).
4. Todos los mecanismos de interacción activados simultáneamente (`all_interactions`).

La estrategia de análisis consiste en comparar los resultados a nivel agregado de cada escenario de la Fase 3 con los resultados obtenidos en la Fase 2 (Línea Base). Esta comparación permite cuantificar el impacto y la dirección de la influencia de cada mecanismo social, así como su efecto combinado, sobre el comportamiento de ahorro de la población simulada.

3.4. Recopilación de Datos

Una buena recolección de datos permite no solo observar los resultados finales, sino también analizar los procesos subyacentes que los generan. Con este propósito, se empleó la clase `DataCollector` de la librería `Mesa`, una herramienta para el registro de datos de un modelo basado en agentes a nivel agregado (del modelo en su conjunto) y a nivel individual (de cada agente) en cada paso de la simulación.

3.4.1 Variables a nivel de modelo

Estas métricas resumen el estado general del sistema en cada paso de tiempo, proporcionando una visión macroscópica de la economía simulada. Las variables recopiladas son:

Riqueza promedio, mediana y desviación estándar (Average Wealth, Median Wealth, Std. Dev. Wealth): En conjunto, estas tres métricas ofrecen una imagen completa de la tendencia central y la dispersión de la riqueza en la población. Permiten observar no solo si la población se enriquece o empobrece en promedio, sino también cómo se distribuye esa riqueza.

Coefficiente de Gini (Gini_Coefficient): El coeficiente de Gini es una medida estadística de desigualdad, comúnmente se usa para la distribución del ingreso o la riqueza, y su valor oscila entre 0 y 1. Un coeficiente de Gini de 0 indica igualdad absoluta (todos tienen los mismos ingresos), mientras que un coeficiente de 1 significa desigualdad absoluta. Cuanto mayor sea el coeficiente, mayor será la desigualdad en la distribución del ingreso o la riqueza dentro de una población (Hasell, 2023). El seguimiento de esta métrica es importante porque vincula el comportamiento de los agentes individuales con el resultado emergente de la desigualdad económica a nivel sistémico. Observar cómo cambia en los experimentos proporciona una medida cuantitativa clara de si las interacciones sociales empeoran o mitigan las disparidades de riqueza.

Para calcular este indicador en una población finita y discreta de n agentes, se utiliza una formulación basada en la geometría de la curva de Lorenz, fundamentada en el trabajo original de Gini (Ceriani y Verme, 2011). Esto requiere primero ordenar las riquezas individuales (x) de manera ascendente ($x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n$). La fórmula computacional para determinar el coeficiente, derivada de los principios de bienestar social y ordenamiento por rangos (Sen, 1997), es:

$$G = \frac{n+1}{n} - \frac{2 \sum_{i=1}^n (n+1-i)x_i}{n \sum_{i=1}^n x_i}$$

Donde:

n = Número de agentes

x_i = La riqueza del agente i (ordenada de menor a mayor)

Esta ecuación cuantifica el área entre la línea de perfecta igualdad y la curva de distribución real acumulada. En la práctica, esto se resuelve mediante sumas acumuladas de la riqueza ordenada, donde se compara la suma total de dichas acumulaciones con la riqueza total del sistema, normalizada por el tamaño de la población.

Consumo, ahorro y utilidad promedio (Average Consumption, Average Savings, Average Utility): Estas variables agregan el comportamiento promedio de todos los agentes, permitiendo analizar las tendencias generales de consumo y ahorro, así como el bienestar general de la población simulada.

3.4.2 Variables a Nivel de Agente

Registrar el estado y las decisiones de cada agente individual en cada paso es necesario para comprender los mecanismos a través de los cuales emergen los patrones agregados. Las variables a nivel de agente son:

Riqueza (wealth): La variable de estado principal de cada agente.

Ahorro (Savings): La decisión final de ahorro del agente en un período, después de aplicar todas las reglas de decisión y posibles ajustes sociales.

Ahorro de acuerdo a la función de política (Policy_Savings): Representa el objetivo de ahorro "ideal" del agente, derivado directamente de su función de política optimizada $g(k)$, antes de cualquier influencia social.

Objetivo de ahorro ajustado socialmente (Socially_Adjusted_Goal): Es el objetivo de ahorro del agente después de ser modificado por mecanismos como la comparación entre pares o la difusión de información, pero antes de ser restringido por los límites del modelo (como el límite de endeudamiento). La comparación entre esta variable y la variable `Policy_Savings` permite cuantificar directamente el impacto de la influencia social en la intención de ahorro de un agente.

Consumo (Consumption): La cantidad que el agente consume en el período actual, calculada a partir de sus recursos totales y su decisión final de ahorro.

Perfil (Profile): La categoría según sus parámetros individuales a la que pertenece el agente (p. ej., "planificador", "impulsivo"), lo que permite segmentar y analizar los resultados por tipo de comportamiento.

Beta (Beta): El parámetro de sesgo presente del agente. Su seguimiento es necesario para observar el mecanismo de "Normas Sociales", ya que este puede modificarlo dinámicamente a lo largo de la simulación.

Alfabetización financiera (Financial_Literacy): El nivel de conocimiento financiero del agente. Se registra para observar el efecto del mecanismo de "difusión de información", que puede aumentar este valor con el tiempo.

Esta estrategia de recopilación de datos permite una comparación detallada entre los resultados de los escenarios con interacciones sociales y la simulación base, y así, poner a prueba las hipótesis de esta investigación.

3.5. Parámetros, Calibración y Validación

3.5.1 Parametrización y Calibración

En esta investigación, se ha hecho un esfuerzo por anclar los parámetros clave en la literatura económica y conductual para asegurar que la población de agentes sea una representación cercana a la heterogeneidad observada en la realidad.

Los valores del sesgo presente (β), el factor de descuento a largo plazo (δ) y el inverso de la elasticidad de sustitución intertemporal (σ) se establecieron a partir de rangos identificados en estudios empíricos y meta-análisis sobre elección intertemporal. El objetivo fue definir perfiles de agente ("Planificador", "Moderado", "Impulsivo", etc.) que reflejaran un espectro de comportamientos documentados, desde la paciencia y la previsión hasta la miopía y la impulsividad. Asimismo, la asignación de niveles de alfabetización financiera no fue aleatoria. Se basó en la literatura que documenta una correlación positiva entre el conocimiento financiero y los comportamientos de ahorro prudentes.

Durante la calibración se enfrentaron desafíos de convergencia computacional en el algoritmo de Iteración de la Función de Valor (VFI). Se observó que ciertas combinaciones de parámetros teóricamente plausibles impedían la convergencia, especialmente para el perfil "Procrastinador". Para garantizar la estabilidad del modelo en todos los escenarios experimentales, se realizaron ajustes pragmáticos y mínimos a dichos parámetros, para guardar la esencia conductual del perfil al mismo tiempo que se preservaba la plausibilidad computacional del sistema.

3.5.2 Estrategia de Validación del Modelo

Se adoptó una estrategia de validación de tres niveles:

1. Validez Aparente (Face Validity): Consiste en la evaluación cualitativa del comportamiento del modelo (Stokes, 2011). Se verifica si los agentes actúan de manera lógica y si los resultados agregados son intuitivamente plausibles.
2. Validación Teórica (Theoretical Validity): En esta etapa se puso a prueba la capacidad del modelo para replicar las predicciones hechas en la teoría de Cao y Werning (2018). Se evalúa que un agente individual, en ausencia de interacciones sociales, que se replique el umbral crítico de la tasa de interés (R^*), ahorrando cuando la tasa de mercado $R > R^*$ y desahorrando cuando $R < R^*$. En este paso se asegura que la implementación del código es correcta y que cualquier comportamiento complejo que surja en las simulaciones multi-agente se debe a las interacciones sociales y no a errores en el modelo base.
3. Análisis de Sensibilidad: Se examina cómo varían los resultados del modelo al modificar sistemáticamente distintos parámetros para evaluar la robustez de los hallazgos. Si las conclusiones cualitativas se mantienen a través de un rango razonable de valores, aumenta la confianza en que los resultados no son un artefacto de una parametrización específica (Saltelli et al., 2007).

3.5.3 Desafíos de la validación empírica y limitaciones del modelo

La validación empírica, o sea, contrastar los resultados del modelo con datos del mundo real, es un reto mayúsculo (Fagiolo et al., 2007). Aunque se buscaron parámetros empíricamente fundamentados, una validación cuantitativa completa se ve obstaculizada tanto por la dificultad de obtener datos microeconómicos detallados como por las propias limitaciones del marco teórico.

Con este tipo de validación se enfrentan problemas de equifinalidad (múltiples modelos pueden generar el mismo resultado (Fagiolo et al., 2007)) y de escasez de datos que midan simultáneamente preferencias, redes sociales y decisiones financieras a lo largo del tiempo.

También, la validación se ve limitada por las simplificaciones teóricas del modelo, como:

- Tasa de Interés Fija: El modelo asume una tasa de interés constante, a diferencia de las economías reales donde esta fluctúa. Esto impide comparar directamente las series de tiempo del modelo con datos empíricos, pues el principal motor macroeconómico de la decisión de ahorro es estático en la simulación.

- Ahorro sin fricciones: Se asume que toda la riqueza no consumida se invierte y genera interés automáticamente. El modelo no contempla decisiones de cartera (como mantener efectivo o diversificar activos) ni costos de transacción.
- Escala Reducida: La simulación con un número relativamente pequeño de agentes es útil para estudiar dinámicas de red, pero sus resultados estadísticos no son directamente extrapolables a una economía de cientos de miles o de millones de agentes.

La estrategia de validación de esta tesis se centra en ratificar la coherencia teórica, la plausibilidad cualitativa y la robustez de los mecanismos internos de los diferentes perfiles de agente, reconociendo que las abstracciones del modelo y los desafíos de datos limitan el alcance de una validación empírica cuantitativa. El objetivo es ofrecer un laboratorio computacional para entender los mecanismos de interacción entre sesgos y contexto social, más que realizar predicciones numéricas precisas.

4. Implementación

4.1. Resumen de la Estructura del Código

Como ya se vio en el capítulo anterior, el modelo se implementó en su totalidad utilizando el lenguaje de programación Python, aprovechando varias bibliotecas de código abierto para computación científica y simulación social. La arquitectura del código se diseñó para ser modular, separando el entorno del modelo, el comportamiento de los agentes y los algoritmos de optimización para facilitar el desarrollo y la validación. Las bibliotecas sobre las que se construye la simulación son: Mesa para la estructura de modelado basado en agentes, NumPy y SciPy para cómputo numérico, NetworkX para la generación de las topologías de redes sociales, y Joblib para la ejecución de procesos en paralelo.

La arquitectura del modelo se enfoca en dos clases principales de Python: `SavingModel` y `SavingAgent`, junto con una función independiente: `calculate_vfi_for_profile`, que contiene la lógica de optimización de las funciones de valor y de ahorro.

La clase `SavingModel` actúa como el “director” de la simulación. Es responsable de inicializar el entorno, gestionar la población de agentes y recopilar los datos generados en cada paso temporal. Entre sus funciones principales están:

- **Inicialización:** Configura el entorno macroeconómico (`interest_rate`, `wealth_dist`, σ), crea la población de agentes según la composición por perfiles de ahorradores definida (`population_composition`), establece la estructura de la red social (`network`) y establece los valores de reserva de activación y fuerza de las interacciones sociales. La declaración de la función de inicialización `__init__` dentro de esta clase muestra los parámetros que definen un escenario experimental, como se puede observar en este fragmento del código:

```
def __init__(self, population_composition, interest_rate, sigma,
             wealth_dist, num_wealth_points=100, network='grid', network_params=None,
             peer_comparison_active=False,
             social_norm_active=False,
             information_diffusion_active=False,
             peer_comparison_strength=0.05,
             social_norm_strength=0.05,
             information_diffusion_strength=0.05,
             vfi_recalculation_interval=10):
```

Código 1: Declaración de la función de inicialización

- **Pre-cómputo de VFI:** Gestiona la optimización de rendimiento más importante del modelo. Antes de que comience la simulación, calcula las soluciones de la iteración de la Función de Valor (VFI) para cada perfil de agente único en paralelo y almacena estos resultados en un diccionario de caché (`vfi_cache`).
- **Ejecución:** Dirige el bucle de simulación a través de su método `step()`, que a su vez invoca al planificador de Mesa (`RandomActivation scheduler`) para activar a los agentes y coordina al `DataCollector` para registrar las variables a analizar.

La otra clase, `SavingAgent`, representa al tomador de decisiones individual. Cada instancia de esta clase posee sus propios atributos económicos y cognitivos, como su perfil (`profile_name`), sus preferencias intertemporales (`beta`, `delta`), su nivel de riqueza (`wealth`) y su grado de educación financiera (`financial_literacy`). El comportamiento central del agente se ejecuta dentro de su método `step()`, donde consulta su política de ahorro pre-calculada y la ajusta en función de las interacciones sociales.

La función `calculate_vfi_for_profile` se diseñó para estar fuera de las dos clases principales. Su propósito es resolver el problema de optimización dinámica para un único perfil de agente. Esta separación deja que varias instancias de esta función se ejecuten en paralelo utilizando la biblioteca `Joblib`, distribuyendo la carga computacional entre múltiples núcleos del procesador. Esto reduce significativamente el tiempo de inicio de la simulación.

La relación entre estos componentes se ilustra en la siguiente figura, que muestra cómo la clase `SavingModel` gestiona el entorno y los agentes, mientras que el proceso de VFI en paralelo puebla la caché que los agentes utilizarán para tomar sus decisiones:

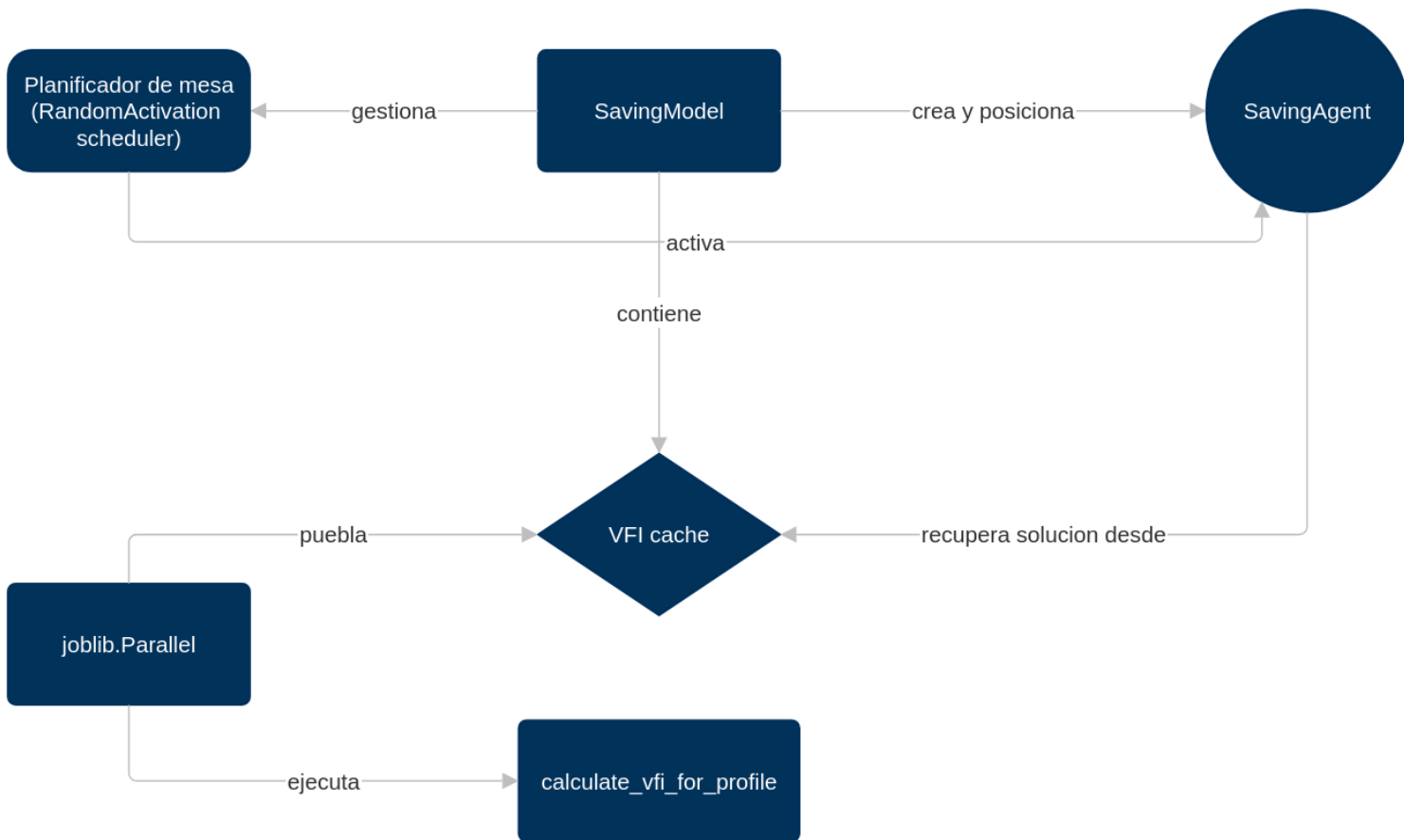


Figura 3: Estructura de alto nivel del código

4.2. Principales algoritmos utilizados

4.2.1 Algoritmo de Iteración de la Función de Valor (VFI)

La Iteración de la Función de Valor (VFI, por sus siglas en inglés) es la implementación computacional del método de programación dinámica que los agentes resuelven para encontrar su política de ahorro óptima (Yi, 2019). Este método de VFI es el más utilizado en problemas de programación dinámica en problemas económicos y proporciona un marco matemático para analizar la toma de decisiones intertemporales (Perla et al., 2025). Este algoritmo aproxima numéricamente la solución del equilibrio perfecto de Markov descrito en el modelo de Cao & Werning (2018).

Dado que la riqueza dicho marco teórico es una variable continua, para poder abordarla computacionalmente es necesario discretizarla en un conjunto finito de puntos (Yi, 2019). En el modelo, esto se logra mediante la creación de una cuadrícula de riqueza (`wealth_grid`), que es un vector que contiene un número predefinido de niveles de riqueza, desde un valor cercano a cero hasta un máximo definido por el experimentador.

Por lo tanto, las soluciones del problema de optimización, la función de valor V y la función de política g , no se calculan como funciones matemáticas continuas, sino como vectores numéricos. Cada elemento de estos vectores se corresponde directamente con un punto en la `wealth_grid`. Así, $V[i]$ representa la utilidad vitalicia descontada esperada para un nivel de riqueza `wealth_grid[i]`, y $g[i]$ representa el nivel de ahorro óptimo para ese mismo nivel de riqueza.

El proceso para calcular estos vectores está contenido en la función `calculate_vfi_for_profile` y sigue los siguientes pasos:

1. **Inicialización:** Se inicializa el vector de la función de valor V con ceros, uno por cada punto en la `wealth_grid`. El vector de la función de política g también se inicializa de la misma manera.
2. **Bucle Iterativo:** Se inicia un bucle que se repite hasta que la diferencia máxima entre el vector V de una iteración y el de la anterior (`v_old`) sea menor que una tolerancia predefinida, o hasta que se alcance un número máximo de iteraciones.

3. **Optimización por Nivel de Riqueza:** Dentro del bucle, el algoritmo busca resolver numéricamente la ecuación de Bellman, que es la base del marco teórico de Cao & Werning. La ecuación, en su forma teórica, establece que el valor de tener una riqueza k es la máxima utilidad obtenible de todas las decisiones de ahorro futuras:

$$V(k) = \max_{k'} \{u(Rk - k') + \beta\delta V(k')\}$$

Para encontrar la función V que satisface esta condición, el algoritmo de VFI implementa una versión iterativa de la ecuación. En cada paso, para cada nivel de riqueza k , calcula una nueva función de valor V utilizando la función de la iteración anterior, V_{old} . En específico, encuentra el ahorro k' que maximiza la expresión: $u(Rk - k') + \beta\delta V_{old}(k')$. Esta expresión representa la suma de la utilidad inmediata (por consumir lo no ahorrado) y la utilidad futura esperada (ponderada por los descuentos β y δ), basada en la mejor estimación de la función de valor hasta ese momento, V_{old} . Para esta implementación en python de cálculo de la ecuación de Bellman mediante VFI se usó como base el trabajo de Antonelli (2024) y Perla et al., (2025), de los que se utilizaron el marco conceptual y la lógica algorítmica para adaptarlos a este modelo.

4. **Búsqueda e Interpolación:** Esta maximización se realiza con la función `optimize_savings`, buscando a través de todos los posibles valores de k' en la cuadrícula. Funciona realizando una búsqueda en la cuadrícula, probando cada posible cantidad de ahorro (`k_next_candidate`) dentro de la cuadrícula de riqueza. Para cada candidato válido, calcula la utilidad inmediata del consumo actual ($R \cdot k - k_{next_candidate}$) y le suma la utilidad futura descontada del agente, ponderada por su sesgo temporal, que obtiene consultando el valor de ese `k_next_candidate` en la función de valor de la iteración anterior (`V_old`). La función identifica qué `k_next_candidate` maximiza esta utilidad combinada y lo devuelve como la elección óptima. La función `optimize_savings` es llamada repetidamente por el bucle principal de VFI, una vez por cada nivel de riqueza posible en la cuadrícula, para construir la nueva función de valor (V) y la función de política (g) completas para la iteración actual. Dado que el k' óptimo podría no coincidir exactamente con un punto de esta, se utiliza la interpolación lineal⁴ con la función `numpy.interp` para estimar el valor de $V_{old}(k')$. Para esta parte del código de búsqueda en la cuadrícula, se usó como modelo conceptual la función `brute`, de la librería de python `scipy` (The SciPy community, 2025).
5. **Actualización:** Una vez que se encuentra el k' óptimo, se actualiza el vector de política $g(k) = k'$ y se calcula el nuevo valor para $V(k)$.

⁴ La interpolación lineal es un método utilizado para estimar un valor dentro de dos valores conocidos en una línea o curva (KoshurAI, 2024).

6. **Convergencia:** El proceso se repite hasta que el vector V se estabiliza, momento en el que se considera que ha convergido y el algoritmo devuelve los vectores V y g finales.

En el siguiente fragmento de código se muestra el bucle iterativo principal del VFI:

```
# Dentro de la función calculate_vfi_for_profile
for i in range(max_iterations):
    V_old = V.copy()
    # ...
    for j, k_val in enumerate(wealth_grid):
        continuation, next_k = optimize_savings(k_val, V_old, wealth_grid)
        V[j] = utility(max(R * k_val - next_k, 1e-9)) + delta * continuation
        g[j] = next_k

    diff_V = np.max(np.abs(V - V_old))
    if diff_V < tolerance:
        print(f"La función de valor CONVERGIÓ después de {i+1} iteraciones.")
        return (profile_name, V, g)
```

Código 2: Bucle iterativo principal de la Iteración de la Función de Valor (VFI).

Y la función `optimize_savings` usada en el bucle de VFI se muestra en el siguiente:

```
def optimize_savings(k, V_old, grid):
    max_obj_val = -np.inf
    optimal_k_next = np.clip(k, borrowing_limit, R * k)
    for k_next_candidate in grid:
        if not (borrowing_limit <= k_next_candidate <= R * k): continue
        consumption = R * k - k_next_candidate
        if consumption > 1e-9:
            val_at_k_next = np.interp(k_next_candidate, grid, V_old)
            obj_val = utility(consumption) + beta * delta * val_at_k_next
            if obj_val > max_obj_val:
                max_obj_val = obj_val
                optimal_k_next = k_next_candidate
    continuation_val = np.interp(optimal_k_next, grid, V_old)
    return continuation_val, optimal_k_next
```

Código 3: Función `optimize_savings`, utilizada dentro del bucle de VFI.

Y el diagrama de flujo de este algoritmo se representa visualmente en la siguiente figura:

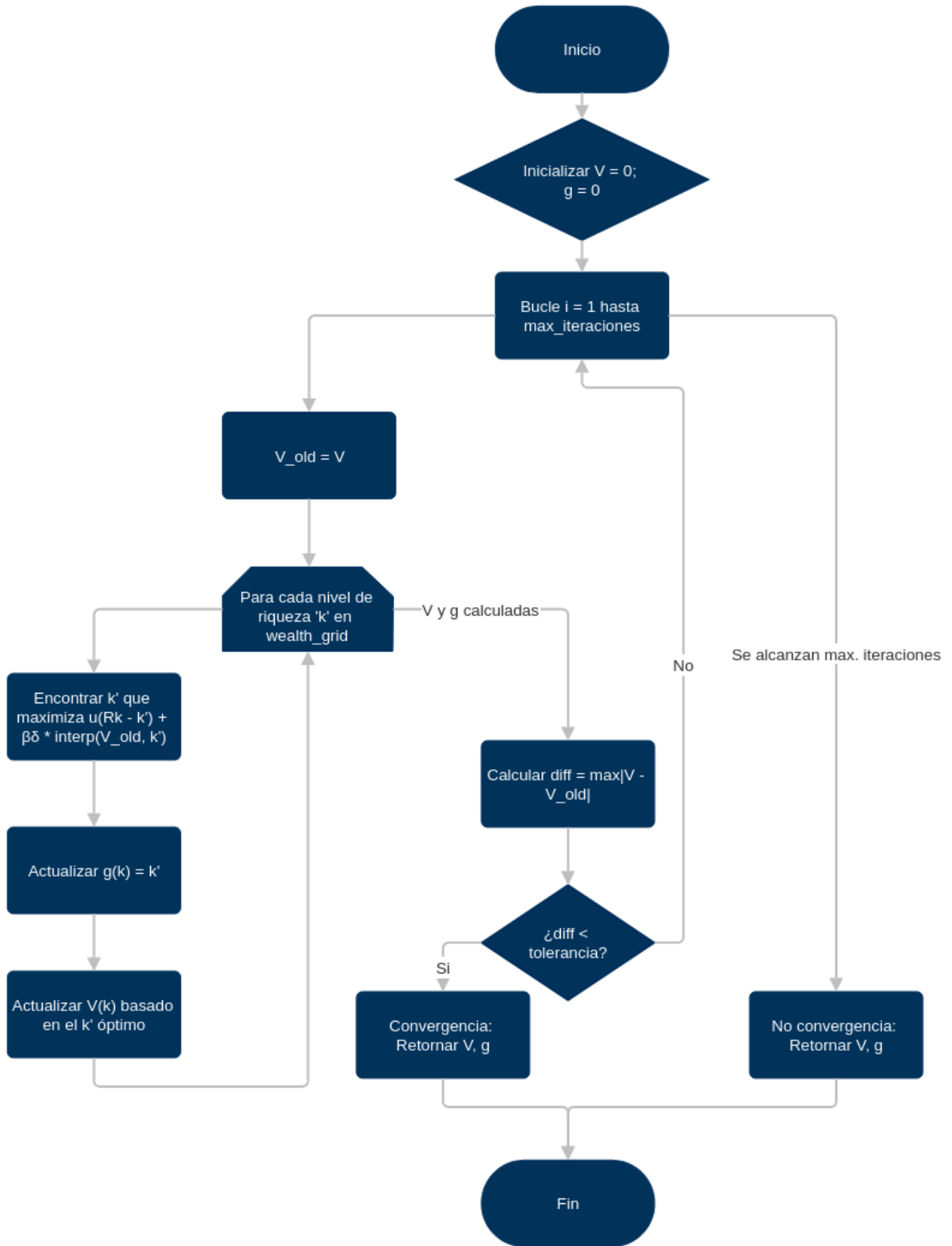


Figura 4: Diagrama de Flujo del Algoritmo de Iteración de la Función de Valor

4.2.2 Algoritmos de Interacción Social

Una vez que cada agente tiene acceso a su plan de ahorro óptimo "ideal" a través de la función de política $g(k)$, este plan puede ser modificado por las interacciones sociales con sus vecinos en la red. Estos algoritmos se ejecutan en cada paso de la simulación dentro del método `SavingAgent.step()`.

Difusión de información: Este mecanismo modela cómo los agentes pueden aprender de sus vecinos con mayor educación financiera, ajustando su plan de ahorro para que se parezca más al del mejor perfil de ahorrador ("planner"). El proceso es:

1. El agente identifica a los vecinos con un atributo `financial_literacy` mayor que el suyo.
2. Calcula el promedio de este atributo entre ese grupo de vecinos más educados.
3. Actualiza su propia `financial_literacy`, moviéndola parcialmente hacia dicho promedio, a un ritmo controlado por el parámetro `information_diffusion_strength`. Estos tres pasos se observan en el siguiente código:

```
if self.model.information_diffusion_active and self.model.information_diffusion_strength > 0:
    neighbors = self.get_neighbors()
    if neighbors:
        # 1. Identifica a sus vecinos con financial_literacy mayor
        more_literate_neighbors = [n for n in neighbors if n.financial_literacy >
self.financial_literacy]

        if more_literate_neighbors:
            # 2. Calcula el valor promedio de literacy de este grupo
            avg_smarter_literacy = np.mean([n.financial_literacy for n in
more_literate_neighbors])

            # 3. Actualiza la literacy del agente, desplazándola hacia este
promedio #de los vecinos más informados. La velocidad de este desplazamiento se da por el
parámetro strength
learning_rate = self.model.information_diffusion_strength
self.financial_literacy += learning_rate * (avg_smarter_literacy - self.financial_literacy)
```

Código 4. Ajuste del parámetro de educación financiera del agente en el mecanismo de difusión de información

4. El objetivo final de ahorro se convierte en una media ponderada entre su plan original sesgado y el plan "racional" del perfil planner, donde el peso es su `financial_literacy` actualizada. Un agente con `financial_literacy` de 1 adoptaría completamente el plan del agente `planner`.

Este proceso se describe en el siguiente fragmento de código:

```
# --- Dentro de SavingAgent.step() ---

# 1. El agente determina su objetivo de ahorro inicial, basado en sus propias
#     preferencias sesgadas (su 'beta' y 'delta').
optimal_savings_from_policy = self.g[wealth_index] # ej: 1500

# 2. Si el mecanismo de difusión está activo...
if self.model.information_diffusion_active:
    # ...
    # Supongamos que la financial_literacy del agente es 0.4 (40%)

# 3. El agente "consulta" el plan del mejor ahorrador (planner).
_, g_planner = self.model.vfi_cache["planner"]
rational_savings_goal = g_planner[wealth_index] # ej: 2500

# 4. El objetivo final se calcula como una mezcla ponderada.
#     El 60% (1 - 0.4) de su plan original y el 40% del plan racional.
optimal_savings = ((1 - self.financial_literacy) *
optimal_savings_from_policy) +
                    (self.financial_literacy * rational_savings_goal)
# ej: (0.6 * 1500) + (0.4 * 2500) = 900 + 1000 = 1900
```

Código 5. Cálculo del objetivo final de ahorro en el mecanismo de difusión de información.

Comparación entre Pares (Peer Comparison): Este algoritmo captura la tendencia de los agentes a ajustar su consumo para alinearse con el de sus vecinos. Su proceso es:

1. El agente observa el nivel de consumo de sus vecinos en el paso temporal anterior.
2. Calcula el consumo promedio de su vecindario.
3. Determina un nuevo objetivo de consumo que es una media ponderada entre su propio consumo ideal (derivado de su política de ahorro) y el consumo promedio de sus vecinos. El parámetro `peer_comparison_strength` controla la fuerza de esta influencia.

4. El objetivo de ahorro del agente se ajusta para ser la cantidad restante de sus recursos totales después de satisfacer este nuevo objetivo de consumo socialmente ajustado.

En el código se ve de la siguiente manera:

```
if self.model.peer_comparison_active and self.model.peer_comparison_strength > 0:
    neighbors = self.get_neighbors()
    if neighbors:
        # 1. Observa el consumo de sus vecinos en el paso anterior
        neighbor_consumptions = [n.consumption for n in neighbors]

        if neighbor_consumptions:
            # 2. Calcula el consumo social promedio
            avg_neighbor_consumption = np.mean(neighbor_consumptions)

            # 3. Determinar el consumo ideal del propio agente.
            ideal_consumption = max(self.model.interest_rate * self.wealth -
optimal_savings, 1e-9)

            # 4. Combinar el consumo ideal con el promedio social
            strength = self.model.peer_comparison_strength
            final_consumption = ((1 - strength) * ideal_consumption) + (strength
* avg_neighbor_consumption)

            # 5. El nuevo objetivo de ahorro del agente se basa en este consumo
ajustado socialmente.
            optimal_savings = self.model.interest_rate * self.wealth -
final_consumption
```

Código 6. Cálculo del objetivo final de ahorro en el mecanismo de comparación entre pares

Normas Sociales: Este mecanismo modela una influencia social más profunda, donde las preferencias centrales de un agente (su sesgo presente, β) cambian para converger con la norma de su grupo. El proceso se desarrolla en dos fases:

1. **Ajuste de Preferencias (a nivel de Agente):** En cada paso, cada agente:
 - Observa el parámetro β de sus vecinos.
 - Calcula el valor promedio de β en su vecindario local, que representa la "norma".

- Ajusta su propio parámetro β para acercarlo a esta norma, a un ritmo controlado por `social_norm_strength`. Este cambio en β es persistente.

El código que rige esta interacción dentro del método `SavingAgent.step()` es el siguiente:

```
if self.model.social_norm_active and self.model.social_norm_strength > 0:
    neighbors = self.get_neighbors()
    if neighbors:
        # 1. Observar el parámetro 'beta' de los vecinos para medir la norma social
        neighbor_betas = [n.beta for n in neighbors]

        if neighbor_betas:
            # 2. Calcular la norma predominante (beta promedio en el vecindario)
            neighborhood_beta_norm = np.mean(neighbor_betas)

            # 3. Ajustar el beta del propio agente hacia la norma, a un ritmo
            # controlado por el parámetro 'strength'.
            strength = self.model.social_norm_strength
            self.beta = ((1 - strength) * self.beta) + (strength *
neighborhood_beta_norm)
```

Código 7. Ajuste del parámetro beta en el mecanismo de normas sociales

- Adaptación del Comportamiento (a nivel de Modelo):** Para que el cambio en β sea efectivo, el modelo ejecuta un proceso de recálculo dinámico. Primero, se activa periódicamente una función de revisión a nivel del modelo, como se muestra en el método `SavingModel.step()`:

```
def step(self):
    """
    Avanza el modelo en un paso de tiempo.
    """
    # Si las normas sociales están activas y han pasado X pasos, se activa el
    # recálculo.
    if self.social_norm_active and self.schedule.steps > 0 and \
        self.schedule.steps % self.vfi_recalculation_interval == 0:
        self._recalculate_vfi_for_changed_agents()

    # ... el resto del paso del modelo continúa ...
    self.schedule.step()
```

Código 8. Condiciones para que se realice el recálculo de VFI con el mecanismo de normas sociales

Esta función (`_recalculate_vfi_for_changed_agents`) reasigna a los agentes a nuevos perfiles dinámicos basados en su β actual, identifica qué nuevos perfiles necesitan una función de política ($g(k)$) y ejecuta el cálculo de VFI solo para ellos, actualizando el repositorio central (`vfi_cache`), como se ve a continuación:

```

def _recalculate_vfi_for_changed_agents(self):
    # ...
    # Un conjunto para almacenar perfiles que necesitan ser calculados.
    profiles_to_compute = set()

    for agent in self.schedule.agents:
        # Crear un nuevo nombre de perfil basado en el beta actual del agente.
        new_profile_name = f"dynamic_beta_{agent.beta:.4f}_delta_{agent.delta:.4f}"

        # Si este perfil no está en el caché, se añade a la lista de tareas.
        if new_profile_name not in self.vfi_cache:
            profiles_to_compute.add((new_profile_name, agent.beta, agent.delta))

        # Asignar el nuevo nombre de perfil al agente para que lo use en el siguiente
paso.
        agent.profile_name = new_profile_name

    # ... (preparación para el cálculo en paralelo) ...

    # Ejecutar VFI solo para los perfiles nuevos y únicos.
    results = Parallel(n_jobs=-1)(
        delayed(calculate_vfi_for_profile)(prof_params, model_params)
        for prof_params in profile_params_list
    )

    # Actualizar el caché con las nuevas funciones de política (V, g) calculadas.
    for profile_name, V, g in results:
        self.vfi_cache[profile_name] = (V, g)

```

Código 9. Función para recalcular las funciones de ahorro y de valor en el mecanismo de normas sociales

Finalmente, en el siguiente paso, cada agente utiliza su `profile_name` actualizado para consultar la función de política correcta del caché, asegurando que su decisión de ahorro se alinee con sus preferencias recién modificadas.

```

# Dentro de SavingAgent.step(), al inicio de la toma de decisiones:
try:
    # El agente busca en el caché usando su 'profile_name' actual.
    # Si su perfil cambió, aquí obtendrá la nueva política 'g' recalculada.
    self.V, self.g = self.model.vfi_cache[self.profile_name]
except KeyError:
    # ... manejo de error ...

# El agente ahora usa esta función 'g' para tomar su decisión de ahorro.
optimal_savings_from_policy = self.g[wealth_index]

```

Código 10. Actualización de la toma de decisión del agente basada en las nuevas funciones de ahorro y de valor

Los mecanismos sociales se describen visualmente en el siguiente diagrama:

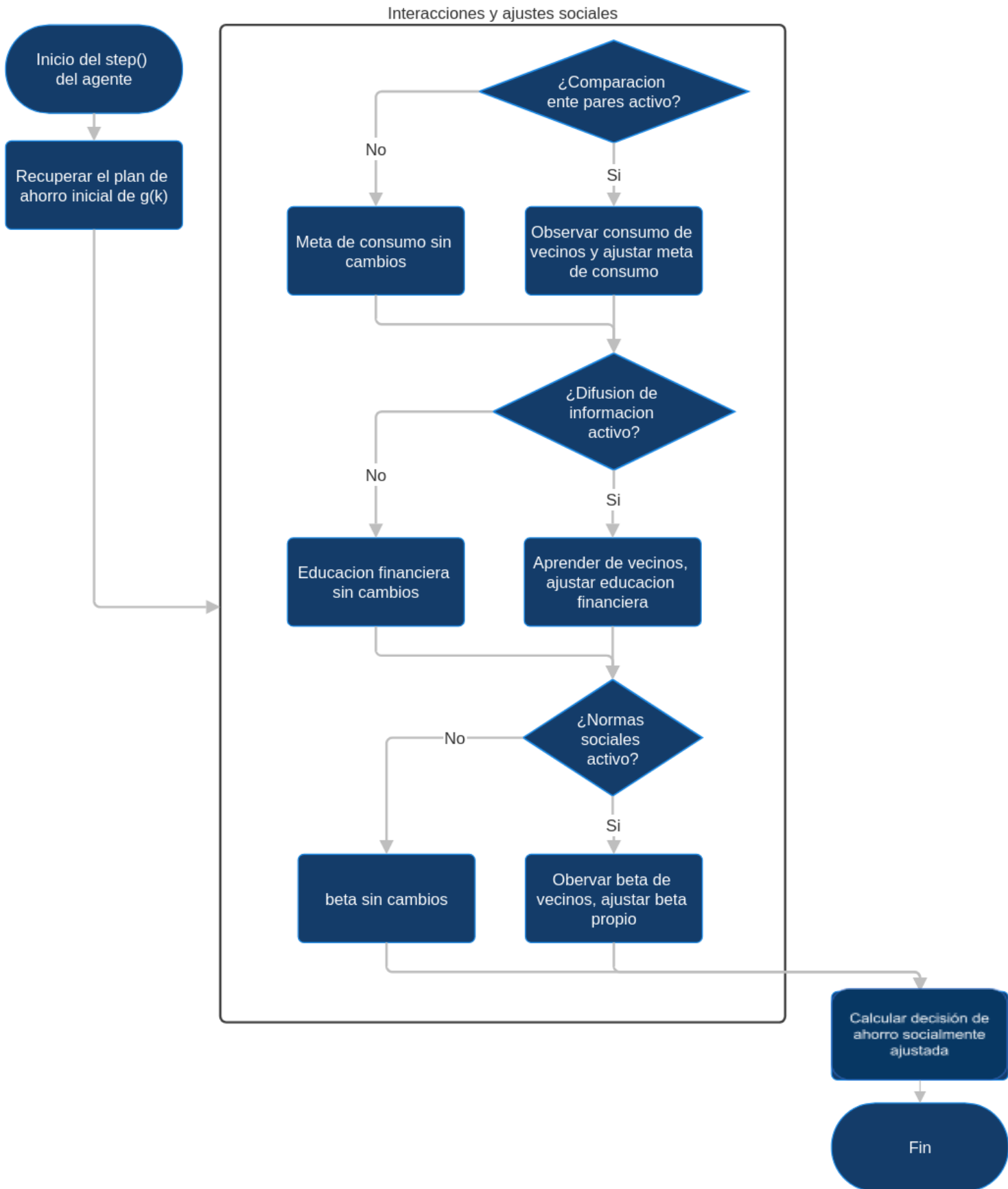


Figura 5: Diagrama de Flujo de las interacciones sociales del modelo

5. Resultados y análisis

Este capítulo detalla la fase experimental de la investigación, donde se implementa el modelo computacional para explorar la interacción entre el sesgo del presente y la influencia social en las decisiones de ahorro.

Para garantizar la comparabilidad entre los distintos escenarios experimentales, se mantuvieron constantes ciertos parámetros. La cuadrícula de riqueza (`wealth_grid`), que discretiza el espacio de estados de riqueza para la optimización, se fijó en 1,000 puntos (`num_wealth_points=1000`), distribuidos logarítmicamente mediante `np.geomspace`. Esta discretización ofrece una aproximación de alta resolución a las funciones de política (g) y de valor (V) continuas, de forma que se reduzca el error numérico, pero sin llegar a generar una carga computacional que comprometa la experimentación continua. Asimismo, el número máximo de iteraciones para el algoritmo de Iteración de la Función de Valor (VFI) se estableció en 1,000 (`vfi_iterations=1000`). Este límite funciona como una salvaguarda; en la práctica, se espera que el algoritmo converja mucho antes al alcanzar el umbral de tolerancia de $1e-6$, pero este número de iteraciones asegura que ninguna simulación falle por una terminación prematura del cálculo de la política óptima. Otros parámetros que se mantuvieron fijos para el desarrollo experimental fueron:

- Población y Red: Se simuló una población de 100 agentes, un tamaño suficiente para observar dinámicas de nivel macro sin vernos limitados por el costo computacional de la simulación. Este número reducido de agentes es una limitación obvia pero necesaria por las limitaciones de poder de cómputo y de tiempo de la presente investigación. Los agentes siguen una configuración de red de mundo pequeño de Watts-Strogatz ($k=4$, $p=0.1$). Como se detalló en **3.2.4**, se eligió esta red por ser un buen candidato para modelar redes sociales del mundo real. Se eligieron los valores $k=4$ y $p=0.1$ por ser parámetros estándar en la literatura de modelado de 'mundos pequeños' para equilibrar el agrupamiento local y la longitud de camino corta, sin olvidar que el reducido número de agentes puede ser un factor que influya en las dinámicas sociales en este tipo de redes.
- La distribución de agentes será: 15% Planeadores, 35% Moderados, 30% Procrastinadores, 10% Procrastinadores inversos, y 10% Impulsivos. Como se vio en secciones anteriores (3.2.3) de este trabajo, la clasificación de los comportamientos de ahorro individuales es un gran reto, que en este caso se afrontó con creación de perfiles de ahorradores para el modelo, con la finalidad de adaptar la clasificación según aversión al riesgo que existe en la limitada literatura que se encontró y darle un enfoque conductual. Esta distribución es quizás la suposición más grande del modelo, y como se acaba de ver, si la

clasificación en perfiles es complicada, encontrar literatura de la proporción de éstos lo es aún más. Por lo tanto, esta proporción fue diseñada para reflejar una sociedad diversa, y se reconoce como una limitación clave que influye en la dinámica social resultante. Esta distribución, si bien es una simplificación, está diseñada para reflejar una sociedad con un pequeño núcleo de agentes altamente racionales (15%) y una mayoría (85%) susceptible a diversos grados de sesgo hacia el presente, un patrón comúnmente observado en la literatura sobre finanzas conductuales (Laibson, 1997; O'Donoghue y Rabin, 1999). La exploración de diferentes proporciones de agentes queda fuera del alcance del presente estudio y puede ser una vía para investigaciones futuras, con la ventaja que todo el marco experimental ya está completado.

- Entorno Económico: Se fijó el inverso de la Elasticidad de Sustitución Intertemporal en $\sigma=1$, lo que corresponde a una utilidad logarítmica, y se probaron dos situaciones económicas: una tasa de interés baja ($R=1.05$) y una alta ($R=1.12$), diseñadas para inducir comportamientos de desahorro y ahorro, respectivamente, según el umbral teórico de los agentes.
- Horizonte Temporal y Replicaciones: Cada simulación se ejecutó durante 200 pasos de tiempo, permitiendo que los efectos de la interacción social se manifestaran y estabilizaran. Para asegurar robustez estadística, cada escenario experimental se replicó 30 veces con diferentes semillas aleatorias, a excepción de 4 casos especiales que se describirán posteriormente. Esta elección de 30 replicaciones se fundamenta en el Teorema del Límite Central, en el cual se postula que un tamaño de muestra de $n=30$ es generalmente suficiente para que la distribución de las medias muestrales se aproxime a una distribución normal, sin importar la distribución de la población original. Esto permite la aplicación válida de pruebas estadísticas paramétricas, como las pruebas t y ANOVA, para analizar los resultados (Montgomery, 2017). Además, en el ámbito de la simulación y el modelado computacional, las 30 réplicas se consideran una cantidad adecuada y utilizada frecuentemente y que ofrece un equilibrio óptimo entre la validez estadística y el costo computacional (Lorscheid et al., 2012).

La metodología para determinar la política de ahorro óptima de cada agente, la iteración de la Función de Valor (VFI), ha sido detallada en los capítulos 3 y 4. Dicha metodología es idéntica en su formulación matemática y algorítmica a la que se utiliza en este diseño experimental. Sin embargo, se ha implementado una optimización estratégica en el momento de su ejecución para asegurar la viabilidad computacional del análisis estadístico. En una ejecución no optimizada, el cálculo de la VFI se realizaría dentro de cada una de las 30 réplicas. Esto implicaría que, para una misma tasa de interés, el modelo resolvería el mismo problema matemático 30 veces, lo cual es redundante, ya que la solución es determinista: la

solución matemática (las funciones de valor V y de política g) para un perfil de agente y un entorno económico dados no cambia.

La estrategia implementada separa el cálculo de la ejecución de la simulación. El cómputo de la VFI para todos los perfiles de agente se realiza una sola vez, antes de que comience la primera réplica de la simulación para una tasa de interés dada. Los resultados de este único cálculo (las funciones de valor V y de política g) se guardan en una caché temporal y al iniciar cada una de las 30 réplicas, el modelo omite el cálculo y, en su lugar, carga estas soluciones ya resueltas desde la caché. El algoritmo de VFI sigue siendo el mismo, pero su ejecución ha sido extraída del bucle de replicación. Este ajuste es una optimización de rendimiento y no afecta la lógica del modelo ni la aleatoriedad (en la distribución de riqueza, redes, etc.) que garantiza la robustez estadística.

El diseño experimental se estructuró en fases progresivas: se comenzó con una validación del comportamiento individual del agente, seguido del establecimiento de una línea base multiagente sin interacción social. Finalmente, se introdujeron los mecanismos de influencia social (difusión de información, comparación entre pares y normas sociales), primero de forma aislada y luego combinada, bajo tres niveles de intensidad (baja, media y alta), para medir su impacto en la dinámica del ahorro y la distribución de la riqueza.

5.1. Fase 1: Validación del agente individual.

En esta fase se verificó que el comportamiento de un agente individual en aislamiento fuera consistente con las predicciones del modelo teórico de referencia.

La predicción principal del marco teórico es la existencia de un umbral de tasa de interés, R^* , que depende únicamente de los parámetros de impaciencia del agente (β y δ). La teoría postula que un agente ahorrará si la tasa de interés de mercado, R , excede su umbral personal ($R > R^*$) y desahorrará en el caso contrario ($R < R^*$).

Tabla 2. Predicciones de comportamiento para los perfiles de ahorrador.

Perfil de Agente	β	δ	R* Calculado	Comportamiento Predicho (R=1.05)	Comportamiento Predicho (R=1.12)
Planificador	0.97	0.96	1.043	Ahorro	Ahorro
Procrastinador	0.78	0.95	1.067	Desahorro	Ahorro
Moderado	0.9	0.91	1.11	Desahorro	Ahorro
Procrastinador Inv.	0.96	0.85	1.184	Desahorro	Desahorro
Impulsivo	0.6	0.8	1.417	Desahorro	Desahorro

5.1.1. Análisis de la Función de Política $g(k)$

La función de política es la prueba de comportamiento más directa. Se examina en dos entornos económicos para verificar la respuesta del agente a los incentivos para ahorrar.

Entorno de Bajo Rendimiento (R = 1.05)

Con una tasa de interés del 5%, se espera que solo el agente "Planificador" ahorre.

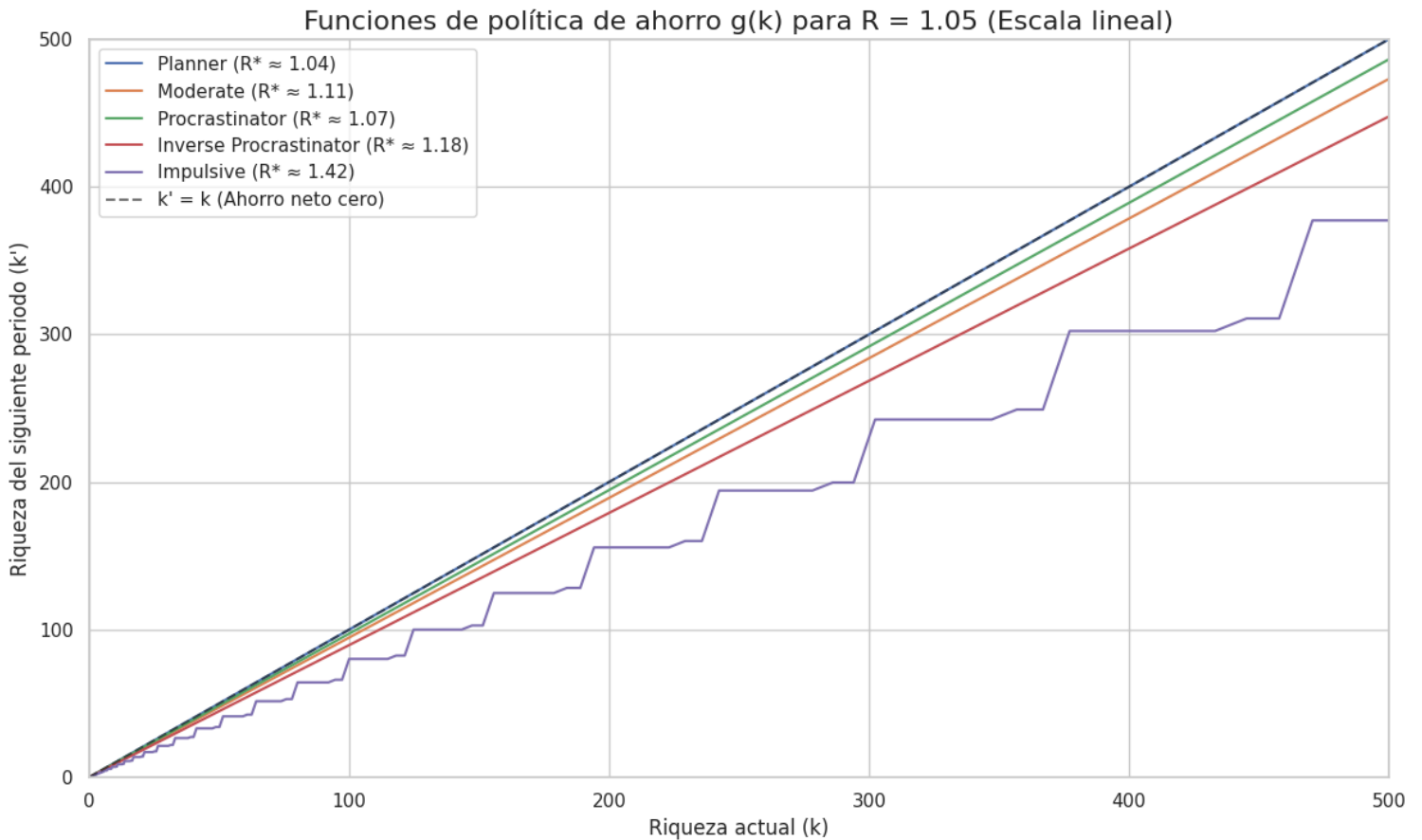


Figura 6. Funciones de Política para R=1.05.

La figura 6 confirma las predicciones y muestra cómo sólo la política de ahorro del "Planificador" se sitúa sobre la línea de 45 grados. Esto aunado a que la tasa R^* umbral para este perfil es 1.04, y el entorno de 1.05, sugiere un ligero ahorro. Como era de esperarse, el resto de los perfiles tienen un comportamiento de desahorro.

Entorno de Alto Rendimiento ($R = 1.12$)

Con una tasa de interés del 12%, se espera que los agentes "Procrastinador" y "Moderado" se unan al "Planificador" en el ahorro.

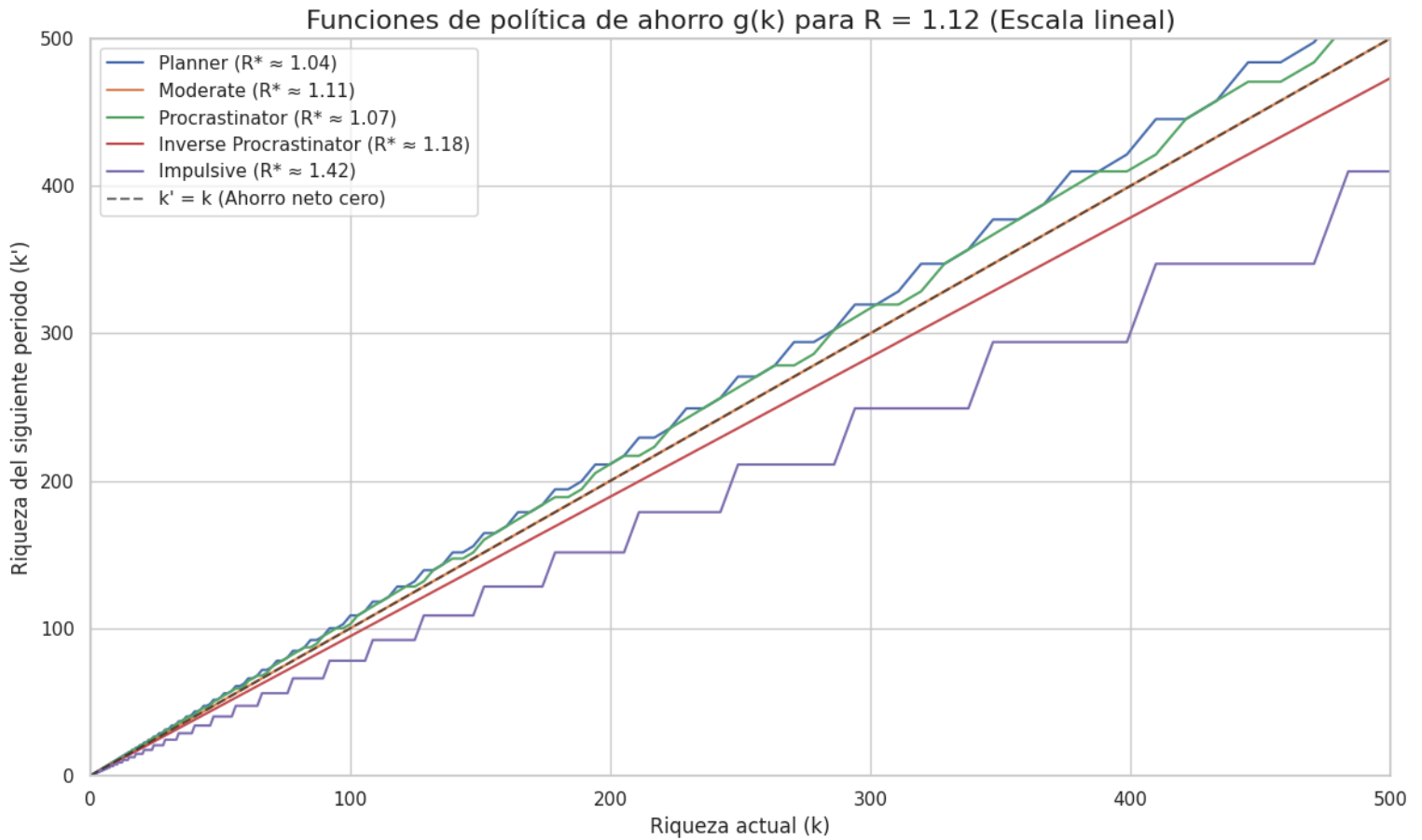


Figura 7. Funciones de Política para R=1.12.

La figura 7 valida nuevamente el marco teórico. Al aumentar la tasa de interés, las curvas del "Procrastinador" ($R^* \approx 1.07$) y del "Moderado" ($R^* \approx 1.11$) se desplazan por encima de la línea de 45 grados, uniéndose al "Planificador" en una trayectoria de acumulación de riqueza. Esto ocurre precisamente porque la nueva tasa de mercado ($R=1.12$) ahora excede sus umbrales R^* , tal como predice la teoría.

5.1.2. Análisis de la Tasa de Ahorro

Mientras que la función de política muestra el resultado de la decisión, la tasa de ahorro, es decir, la fracción de los recursos totales disponibles de un agente que se decide transferir al siguiente período, aísla la estrategia de ahorro del nivel de riqueza, lo que nos deja hacer una comparación más clara del comportamiento de cada agente:

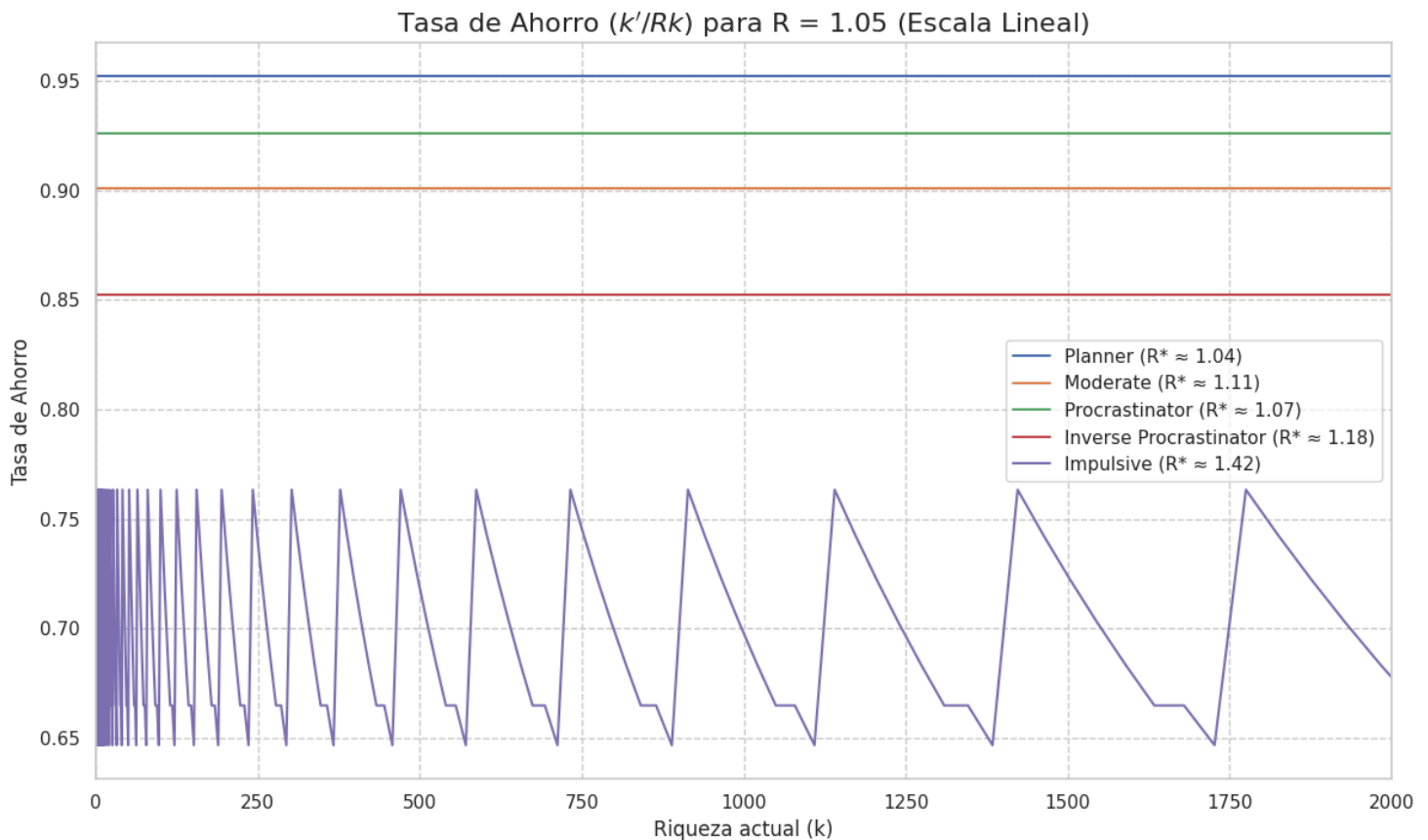


Figura 8. Tasa de Ahorro para $R = 1.05$ (Escala Lineal, Rango 0-\$2,000).

El aspecto más interesante de la figura 8 es la distinción entre el "Planificador", que ahorra a la tasa más alta (~95%) motivado por el incentivo, ya que su alta tasa de ahorro (~95%) es una respuesta directa a un rendimiento favorable (ligeramente más alto que su tasa R^* umbral) que lo motiva a acumular riqueza) En contraste, el "Procrastinador", a pesar de tener un incentivo negativo ($R < R^*$) y de su naturaleza sesgada hacia el presente, mantiene una tasa de ahorro alta (~92.5%). Este comportamiento no es contradictorio, sino que ejemplifica un "ahorro precautorio", una acción defensiva en lugar de proactiva.

La conducta del Procrastinador es una demostración de racionalidad limitada por el entorno. Su motivación para ahorrar no es enriquecerse, sino evitar la restricción más crítica del modelo: la prohibición del endeudamiento, que estipula que la riqueza no puede ser negativa ($k \geq 0$). Para un agente que tiende a desahorrar, alcanzar el límite de $k=0$ sería un evento catastrófico que desplomaría su consumo y utilidad futuros. Por lo tanto, actúa de forma racional y estratégica, ahorrando la cantidad mínima necesaria para mantener su riqueza justo por encima de ese límite. Este comportamiento confirma que el modelo de

optimización es válido, pues captura con éxito cómo un agente adapta sus decisiones para maximizar su satisfacción a largo plazo, incluso cuando sus preferencias innatas entran en conflicto con las "reglas del juego" de su mundo. Esta conducta puede observarse también en el perfil del agente Moderado, que también tiene una tasa de ahorro alta (~90%) pese a que R no ha sobrepasado la R^* de dicho perfil.

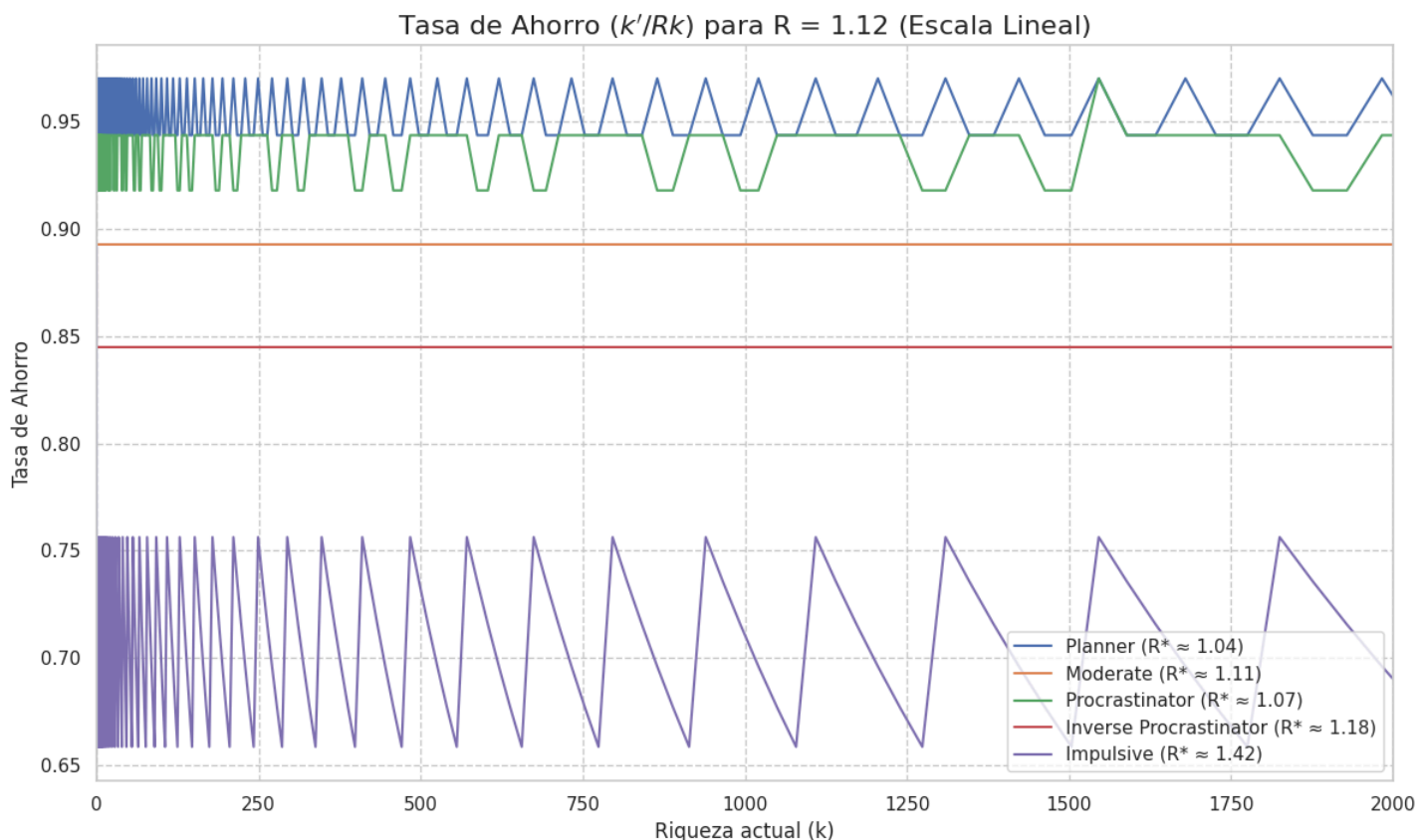


Figura 9. Tasa de Ahorro para $R = 1.12$ (Escala Lineal, Rango 0-\$2,000).

La figura 9 confirma el cambio de régimen de ahorro. El "Procrastinador" y el "Moderado" ahora ahorran por incentivo, no por restricción. Cuando R supera a R^* , el entorno económico cambia y la tasa de interés alta se convierte en una motivación para ahorrar con el fin de crecer. Este cambio en la motivación provoca que el efecto ingreso (el hecho que el agente puede alcanzar cualquier objetivo de riqueza futura ahorrando menos hoy, por lo tanto, un incentivo para ahorrar menos y consumir más ahora) supere ligeramente al efecto sustitución (el incentivo a ahorrar más para capitalizar los altos rendimientos y por lo tanto, que el consumo futuro sea más barato en relación con el consumo presente) y en consecuencia, el agente puede permitirse disminuir su tasa de ahorro, consumiendo más en el presente, y aun así lograr sus objetivos de acumulación de riqueza a largo plazo, lo que explica la disminución en su tasa de ahorro, que a primera vista no es intuitiva.

La volatilidad que aparece en las gráficas para el perfil Planeador, Procrastinador e Impulsivo no es irracionalidad, sino un artefacto de la discretización de la cuadrícula de

riqueza. Cuando el nivel de ahorro óptimo se encuentra entre dos puntos disponibles en la cuadrícula, la elección del agente puede oscilar entre ambos, creando este patrón visual. También cabe tomar en cuenta que el rango de las gráficas es limitado (de 0 a 2000), lo que acentúa este “ruido”.

5.1.3. Validación de la Función de Valor

Además de la función de política de comportamiento $g(k)$, el algoritmo de VFI calcula la función de valor, $V(k)$. Esta función representa la utilidad total descontada a lo largo de la vida que un agente puede esperar recibir, partiendo de un nivel de riqueza inicial k . La teoría económica estándar (Stokey et al., 1989) postula que una función de valor debe tener dos propiedades:

- **Monotonicidad Creciente:** Más riqueza nunca debe resultar en menor utilidad total.
- **Concavidad:** La utilidad marginal de la riqueza es decreciente; cada unidad adicional de riqueza aporta menos utilidad que la anterior .

La validación de estas propiedades confirma que la solución calculada no solo es conductualmente correcta, sino también teóricamente coherente a nivel de utilidad del agente.

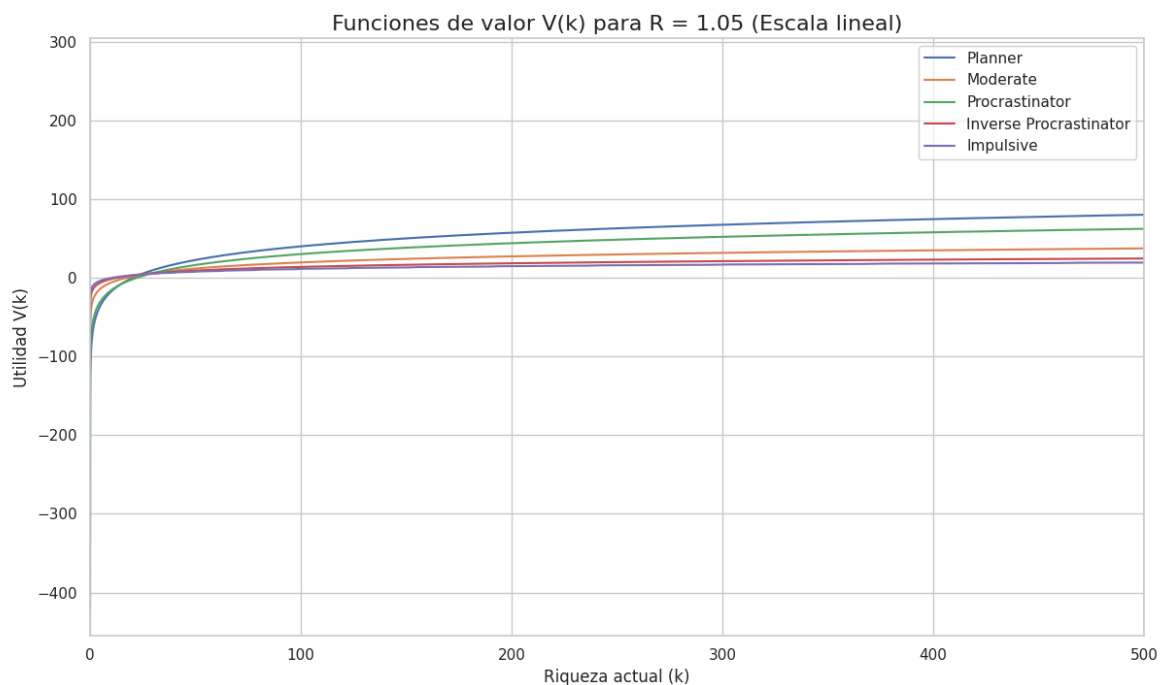


Figura 10. Funciones de Valor con $R = 1.05$.

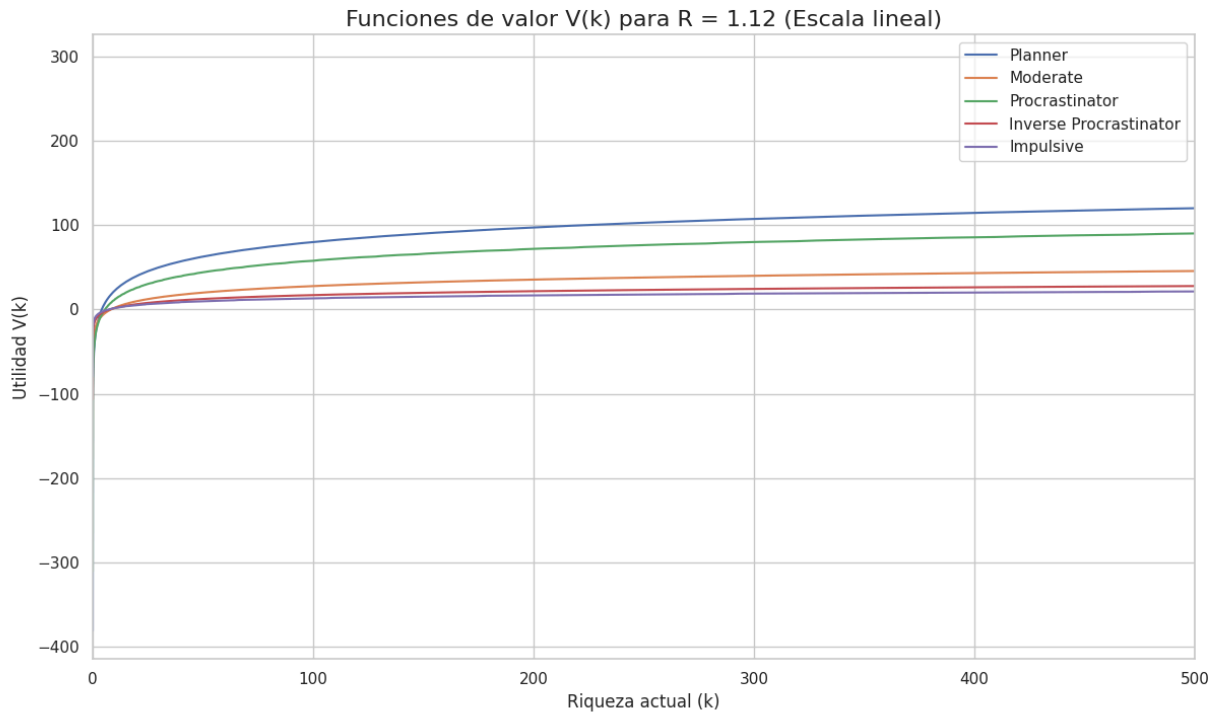


Figura 11. Funciones de Valor con $R = 1.12$.

Las Figuras 10 y 11 confirman visualmente que las funciones de valor para todos los perfiles de agente cumplen con las propiedades teóricas requeridas. Todas las curvas son crecientes y cóncavas.

Además, las gráficas muestran un resultado importante: para cualquier nivel de riqueza k , las funciones de valor están ordenadas según la paciencia (δ) del agente. El "Planificador", es capaz de alcanzar el mayor nivel de utilidad vitalicia con los mismos recursos iniciales, mientras que el "Impulsivo" alcanza el menor. Esto confirma que el modelo captura las consecuencias a largo plazo que las distintas estrategias de ahorro tienen sobre la utilidad del agente.

Después de haber validado el comportamiento de cada perfil de agente, la siguiente fase simulará ahora múltiples agentes con distintos perfiles.

5.2. Fase 2: Línea Base Multiagente

5.2.1 Introducción a la condición base

El propósito de esta fase es establecer una línea base que sirva como grupo de control para el resto de los experimentos. En esta condición, los agentes toman decisiones de ahorro y

consumo basándose sólo en sus preferencias intertemporales individuales y en el entorno económico, sin estar sujetos a ninguna influencia social.

Para generar esta línea base, el modelo se ejecutó con una población de 100 agentes, distribuidos de acuerdo a lo que se describió a inicios de este capítulo, durante 200 pasos de tiempo. Cada escenario se simuló 30 veces (replicaciones), y los resultados presentados corresponden al promedio de dichas ejecuciones. Se analizarán dos climas económicos distintos, definidos por la tasa de interés (R): un Entorno de Bajo Rendimiento ($R = 1.05$) y un Entorno de Alto Rendimiento ($R = 1.12$). Esta distinción permite observar cómo cambian las dinámicas a nivel macro y microeconómico cuando el incentivo para el ahorro se modifica para la mayoría de los perfiles de agentes.

5.2.2 Análisis del entorno de bajo rendimiento

Las tendencias agregadas del modelo en el entorno de bajo rendimiento ($R=1.05$) muestran que, para la mayor parte de la población, el incentivo económico es insuficiente para promover el ahorro. Como se observa en el panel compuesto de la Figura 12, la economía simulada entra en una trayectoria de contracción generalizada acompañada de una desigualdad creciente.

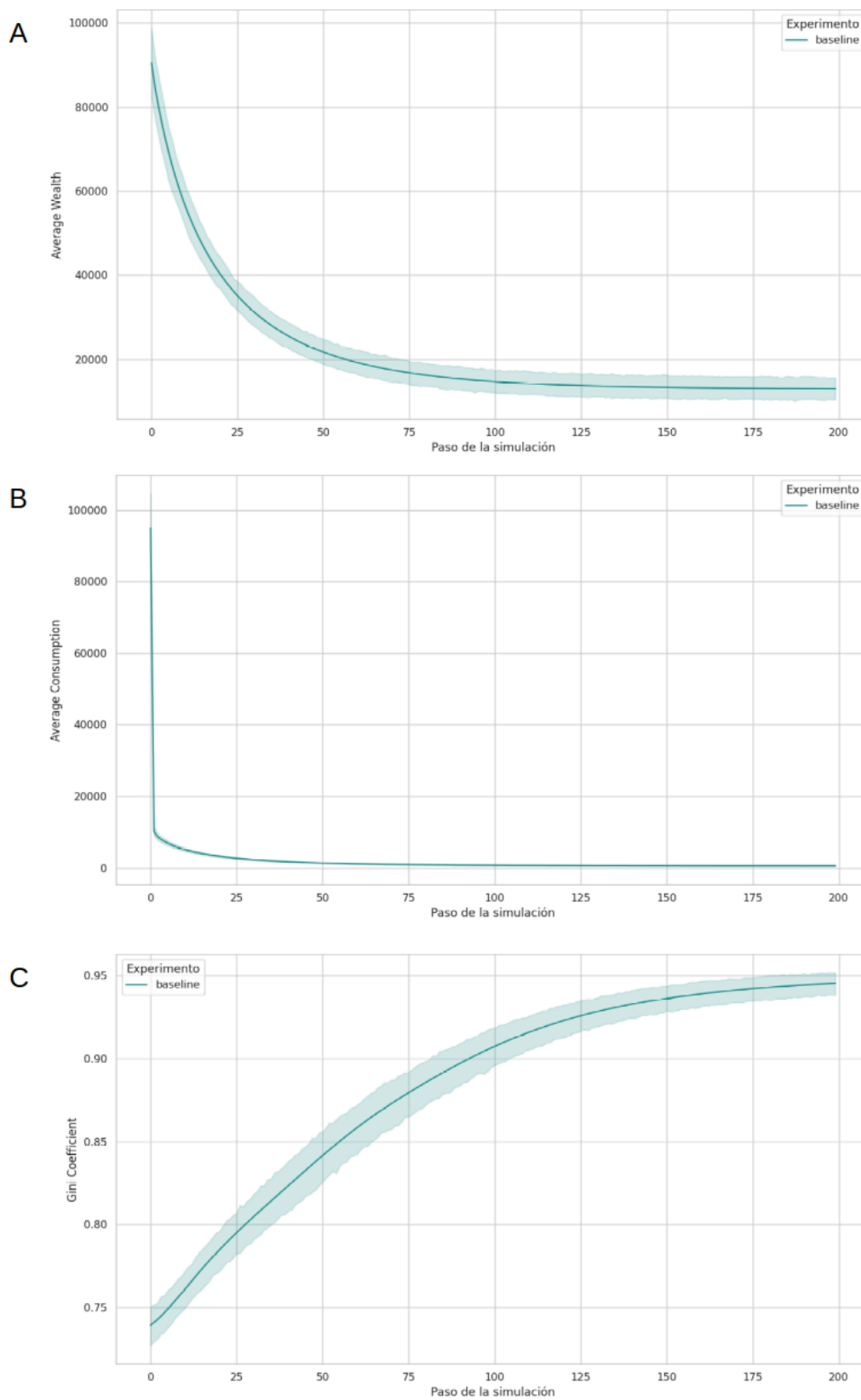


Figura 12. Agregados macroeconómicos en el entorno de bajo rendimiento (Línea Base, $R=1.05$). Nota. La figura ilustra la trayectoria de las variables macroeconómicas a lo largo de 200 pasos de simulación. Las líneas sólidas representan las medias de 30 replicaciones independientes y las áreas sombreadas indican los intervalos de confianza al 95%.

El Panel A ilustra una caída pronunciada y sostenida en la riqueza promedio de la población. Partiendo de un nivel inicial alto, el capital agregado se erosiona rápidamente durante los primeros 100 pasos de la simulación antes de estabilizarse en un nivel cercano al agotamiento. Esta dinámica de descapitalización se explica directamente por el comportamiento del consumo, expuesto en el Panel B. Tras un nivel de gasto inicial muy elevado, el consumo experimenta una reducción drástica a medida que los agentes agotan sus recursos disponibles y se ven forzados a ajustar su capacidad de compra.

Dado que en el marco de este modelo la decisión de ahorro en el período actual (t) corresponde operativamente a la riqueza retenida para el período siguiente ($t+1$), la trayectoria decreciente conjunta de los paneles A y B confirma un estado de desahorro agregado crónico. En conjunto, la población consume sistemáticamente por encima de los retornos generados por la tasa de interés. Paralelamente al colapso de la riqueza, la estructura social se polariza de manera severa. El Panel C muestra cómo el coeficiente de Gini experimenta un incremento constante, pasando de una base inicial de -0.73 a un extremo cercano a 0.95 . Esta concentración de capital revela que, mientras una minoría previsor (los agentes tipo "Planificador") logra resguardar su riqueza, la abrumadora mayoría empobrece hasta el límite de endeudamiento, derivando en una sociedad económicamente polarizada.

En el análisis por perfiles de la figura 13 se observa esta diferencia de caminos que toma la riqueza a nivel microeconómico que impulsa las tendencias del modelo de contracción y desigualdad observadas previamente. La siguiente figura muestra las trayectorias de riqueza promedio para cada uno de los cinco perfiles de agente definidos en el modelo:

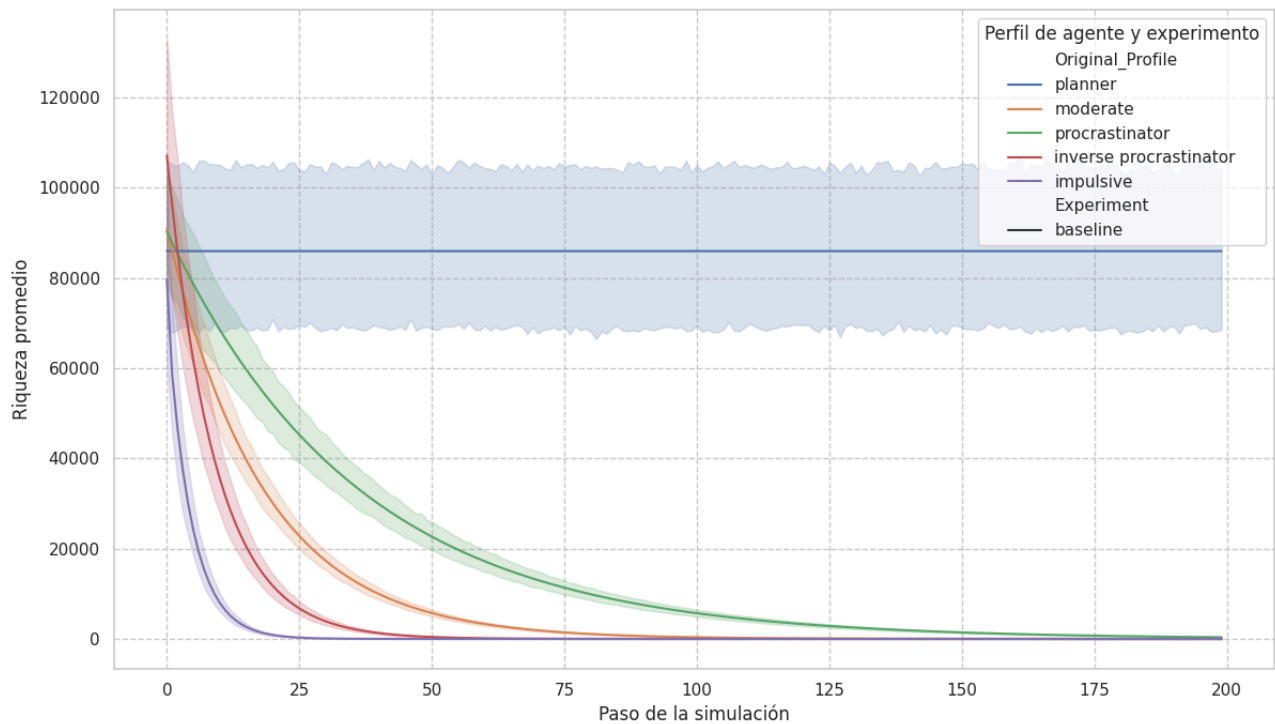


Figura 13. Figura: Trayectoria de riqueza promedio por perfil de agente (Línea Base, R=1.05)

En la gráfica, cada línea sólida representa la riqueza promedio para un perfil de agente, calculada a través de las 30 réplicas independientes de la simulación. El área sombreada que rodea a cada línea visualiza el intervalo de confianza del 95% para esa media. Esta banda ilustra la variabilidad entre las simulaciones: una banda estrecha indica resultados muy consistentes, mientras que una más ancha señala una mayor variabilidad. La separación entre los intervalos de confianza (la ausencia de traslape) sugiere diferencias consistentes entre los perfiles de ahorradores.

Como se predijo en la fase de validación, el comportamiento de cada perfil se alinea con los incentivos teóricos:

- El perfil "Planificador" (línea azul), el único grupo para el cual la tasa de interés del mercado ($R=1.05$) supera su umbral personal ($R^*\approx 1.04$), mantiene una trayectoria de riqueza estable. El pequeño diferencial entre R y R^* genera un incentivo de ahorro mínimo, lo que se traduce en una acumulación de capital muy lenta que se manifiesta como la línea recta de riqueza a lo largo del horizonte de tiempo de la simulación.

- Contrastando al Planificador, todos los demás perfiles ("Moderado", "Procrastinador", "Procrastinador Inverso" e "Impulsivo") exhiben una trayectoria de desahorro, agotando su riqueza con el tiempo hasta converger en el límite de endeudamiento de cero.

La velocidad de este decrecimiento se correlaciona con la impaciencia de cada perfil: los agentes "Impulsivos", con el sesgo al presente más agudo, agotan sus recursos más rápidamente, seguidos por los "Procrastinadores Inversos", "Moderados" y, finalmente, los "Procrastinadores".

Las mismas tendencias se observan también al comparar la distribución de la riqueza de toda la población al inicio (t=0) y al final (t=200) de la simulación en la siguiente gráfica:

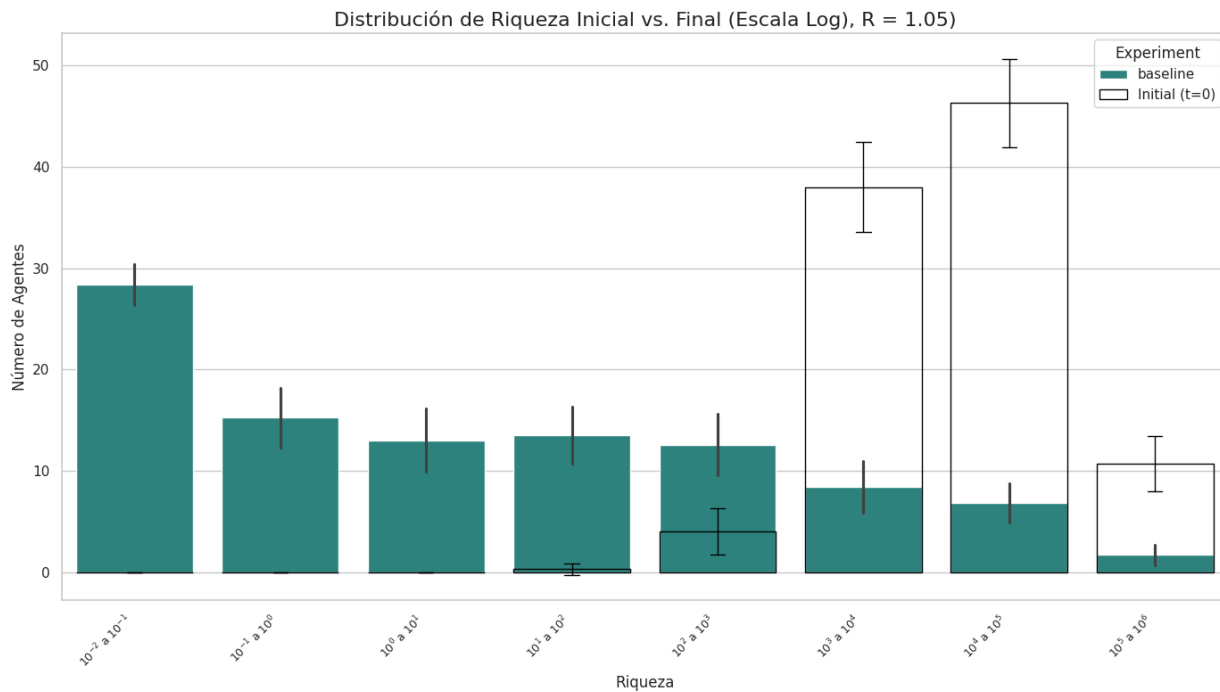


Figura 14. Distribución de riqueza inicial vs. final (Escala logarítmica, Línea Base, R=1.05)

En esta gráfica, cada barra representa el número promedio de agentes (a través de las 30 réplicas) que finalizaron en el rango de riqueza correspondiente. Las barras de error indican el intervalo de confianza del 95% para dicho promedio. El uso de este histograma comparativo es un elemento de visualización relevante para la investigación, ya que permite trascender las limitaciones de las métricas de tendencia central (como la riqueza promedio). Mientras que los promedios pueden enmascarar la disparidad subyacente, esta representación gráfica muestra la estructura completa de la distribución y la heterogeneidad de los agentes. Al

contrastar el estado inicial ($t=0$) con el final ($t=200$), se hace evidente la dinámica social, lo que permite identificar visualmente fenómenos como la polarización o, en este caso, la concentración de la población en el límite inferior de riqueza, detalles que se perderían en una línea de tiempo. La escala de este y posteriores histogramas en el eje x es logarítmica, para permitir una visualización más intuitiva.

En la figura 14 se ve cómo la distribución de riqueza con la que iniciaron los agentes en el paso 1 de la simulación (barras transparentes), que se concentra en los valores de 1,000 a 100,000, se transforma hacia el último periodo (barras color turquesa) y la distribución colapsa en un pico en el límite izquierdo. Para cuantificar esta acumulación, y posterior análisis se definió un umbral operativo de 'quiebra' como una riqueza final inferior a \$0.1. Este colapso en la distribución significa que en el escenario base, un promedio de casi 30% de la población termina la simulación en un estado de quiebra (riqueza < 0.1).

Esta visualización confirma el resultado sugerido por los análisis previos: el desahorro generalizado, conduce a un agotamiento de la riqueza para la gran mayoría de los agentes a lo largo de las 30 replicaciones. Esta perspectiva confirma la polarización económica de la sociedad en la simulación. Esto coincide con lo que indica el coeficiente de Gini: la distribución se ha desplazado mayoritariamente hacia el extremo inferior de riqueza.

5.2.3 Análisis del entorno de alto rendimiento

Al incrementar la tasa de interés al 12% ($R=1.12$), el incentivo económico cambia. En este escenario, los perfiles "Planificador", "Procrastinador" y "Moderado" (que en conjunto constituyen el 80% de la población) tienen un incentivo matemático para ahorrar, dado que la tasa de mercado supera sus umbrales de rendimiento exigido (R^*) personales. Este ajuste en la motivación agregada invierte las tendencias observadas en el escenario de bajo rendimiento.

Como se observa en el panel compuesto de la Figura 15, las métricas agregadas reflejan un estado de acumulación de capital generalizada y una reducción de la desigualdad.

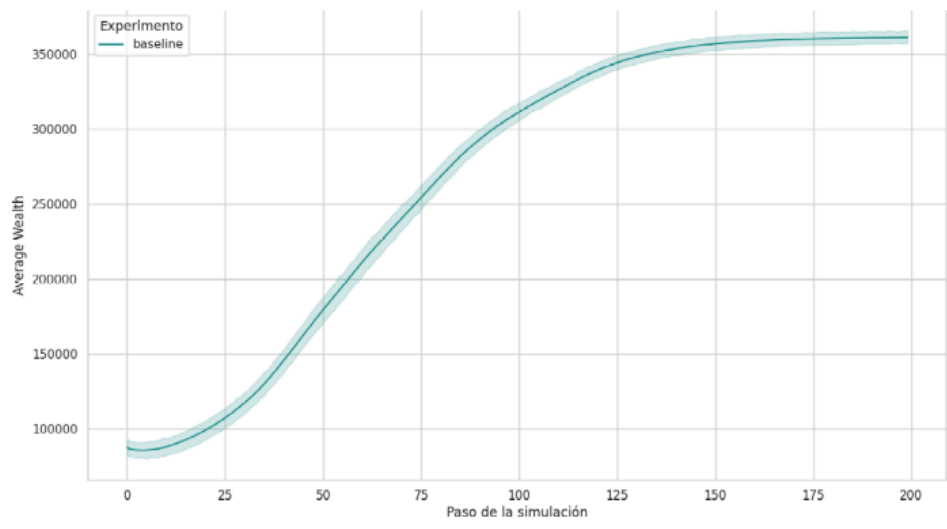
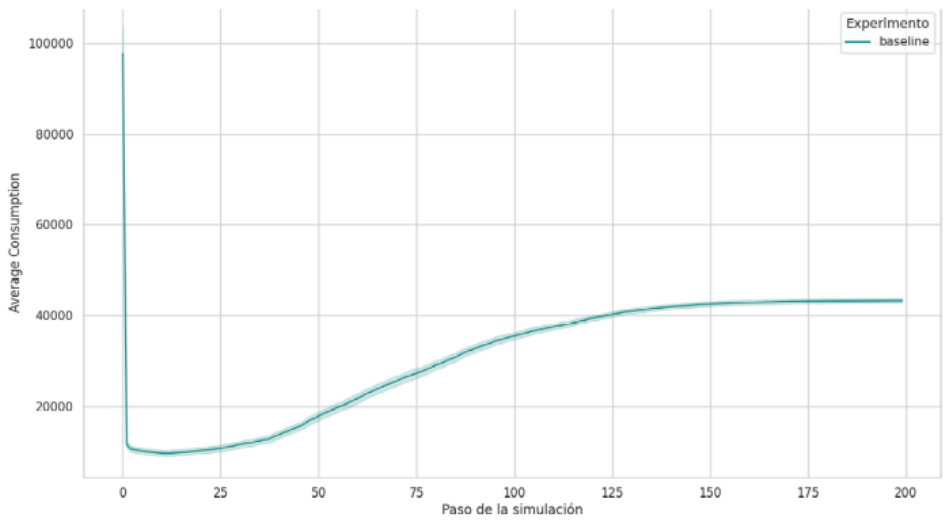
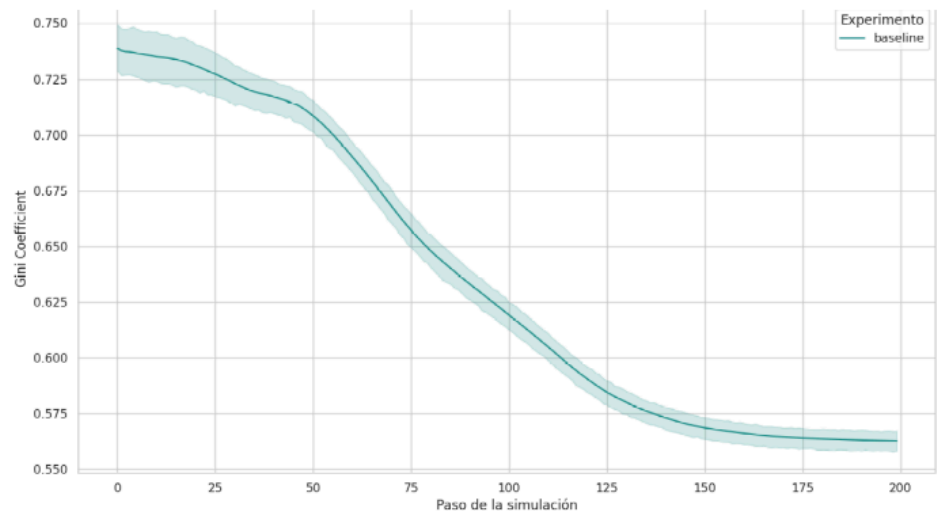
A**B****C**

Figura 15. Agregados macroeconómicos en el entorno de alto rendimiento (Línea Base, $R=1.12$) Nota. La figura expone la trayectoria de las variables macroeconómicas a lo largo de 200 pasos de simulación. Las líneas sólidas corresponden a la media de 30 replicaciones independientes; las áreas sombreadas representan los intervalos de confianza al 95%.

El Panel A exhibe la evolución de la riqueza promedio, la cual describe un crecimiento en forma de "S" hasta estabilizarse en un nuevo nivel de equilibrio superior. Esta dinámica es impulsada por un ahorro positivo, indicando que la mayoría de la población capitaliza la tasa de interés para incrementar su patrimonio. De manera complementaria, el Panel B muestra la trayectoria del consumo promedio. Tras un ajuste inicial a la baja —fase en la que los agentes restringen el gasto para priorizar el ahorro—, el consumo crece de manera sostenida. El incremento de la riqueza acumulada y de los ingresos por intereses permite a los agentes elevar su nivel de consumo al mismo tiempo que cumplen sus planes de ahorro a largo plazo. Esta acumulación agregada tiene un efecto directo en la estructura de la desigualdad, ilustrada en el Panel C. En contraste con la polarización del escenario anterior, el coeficiente de Gini presenta una disminución continua, pasando de un nivel inicial de aproximadamente 0.74 a un mínimo cercano a 0.56. Esta tendencia indica una compresión en la distribución de la riqueza: el nuevo entorno de tasas permite que una porción mayor de la población acumule capital, reduciendo la brecha con los estratos más altos y fomentando una mayor equidad económica.

Cabe señalar que el valor mínimo alcanzado por el coeficiente de Gini en la simulación (0.56) se mantiene alto al compararlo empíricamente con mediciones reales, donde equivaldría a uno de los índices más desiguales a nivel mundial (The World Bank, 2024). Este nivel absoluto es atribuible a los parámetros de distribución inicial escogidos y al tamaño reducido de la población simulada (100 agentes), factores que limitan la representación exacta de la dispersión de riqueza real. No obstante, la tendencia direccional a la baja dentro de los límites del modelo confirma el impacto ecualizador del entorno de alto rendimiento.

El cambio en la tasa de interés reconfigura los destinos económicos de los diferentes tipos de agentes, como se ve en la siguiente gráfica:

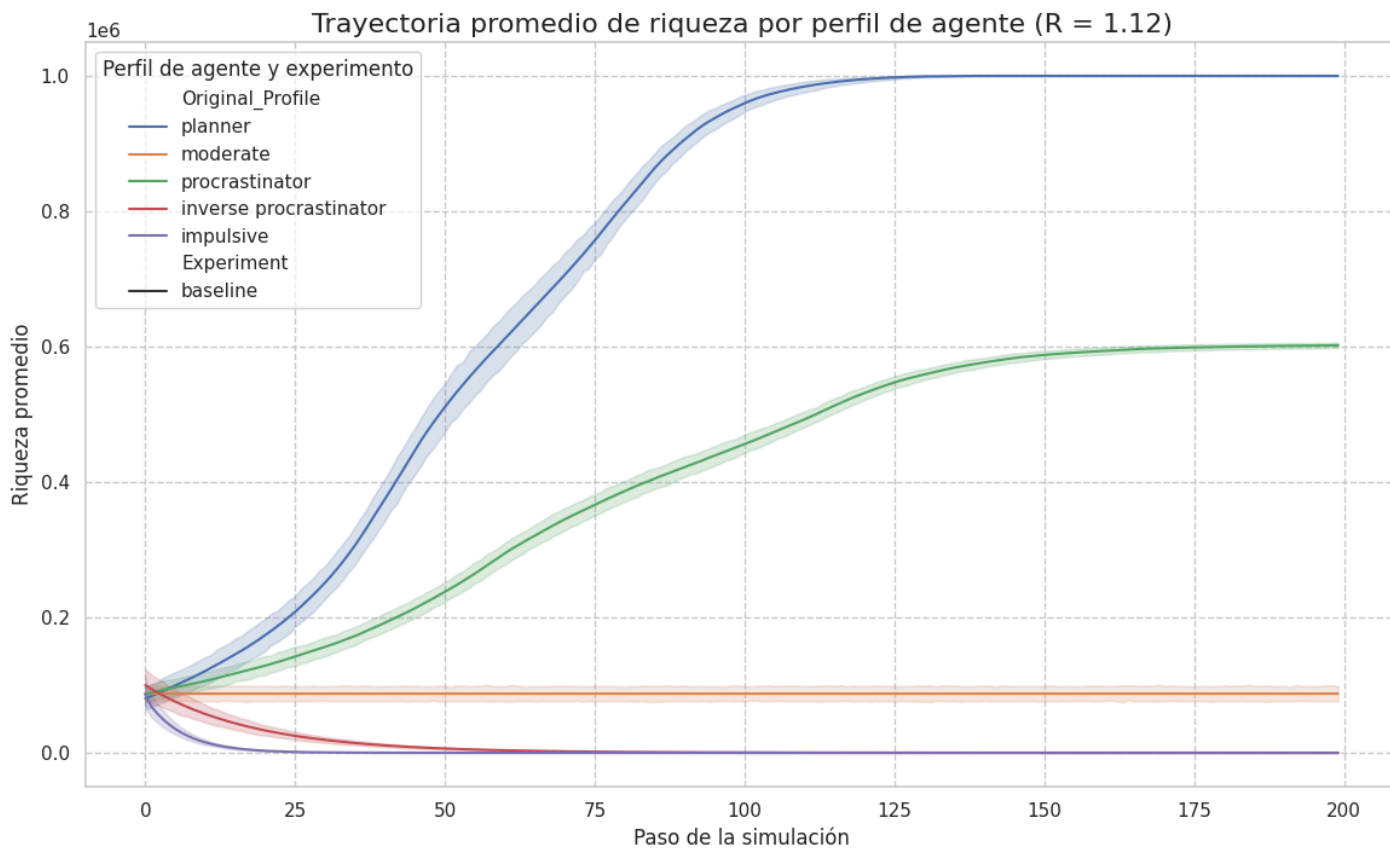


Figura 16. Trayectoria de riqueza promedio por perfil de agente (Línea base, $R=1.12$)

El cambio más significativo se observa en los perfiles "Procrastinador" (línea verde) y "Moderado" (línea naranja). Con una tasa de interés de $R=1.12$ que ahora supera sus umbrales R^* personales, ambos perfiles cambian la trayectoria de desahorro vista en el escenario anterior. El "Procrastinador" exhibe una acumulación de capital, siguiendo una curva de crecimiento en "S" similar a la del "Planificador".

El "Moderado", para quien el incentivo es mínimo ($R \approx R^*$), muestra una trayectoria de riqueza estable, a diferencia del declive anterior. El perfil "Planificador" (línea azul) capitaliza el alto rendimiento de manera aún más efectiva, mostrando la acumulación de riqueza más rápida y alcanzando el nivel de patrimonio más alto del modelo.

Para los perfiles "Procrastinador Inverso" (línea roja) e "Impulsivo" (línea morada), el incentivo sigue siendo insuficiente ($R < R^*$). En consecuencia, continúan en una trayectoria de desahorro, agotando su riqueza con el tiempo hasta alcanzar el límite de cero, de manera similar al escenario de bajo rendimiento.

La comparación de la distribución de la riqueza al inicio y al final de la simulación nos deja observar el cambio de régimen de ahorro. A diferencia del colapso observado en el entorno

de bajo rendimiento, el escenario de alto rendimiento produce un desplazamiento general de la población hacia mayores niveles de riqueza.

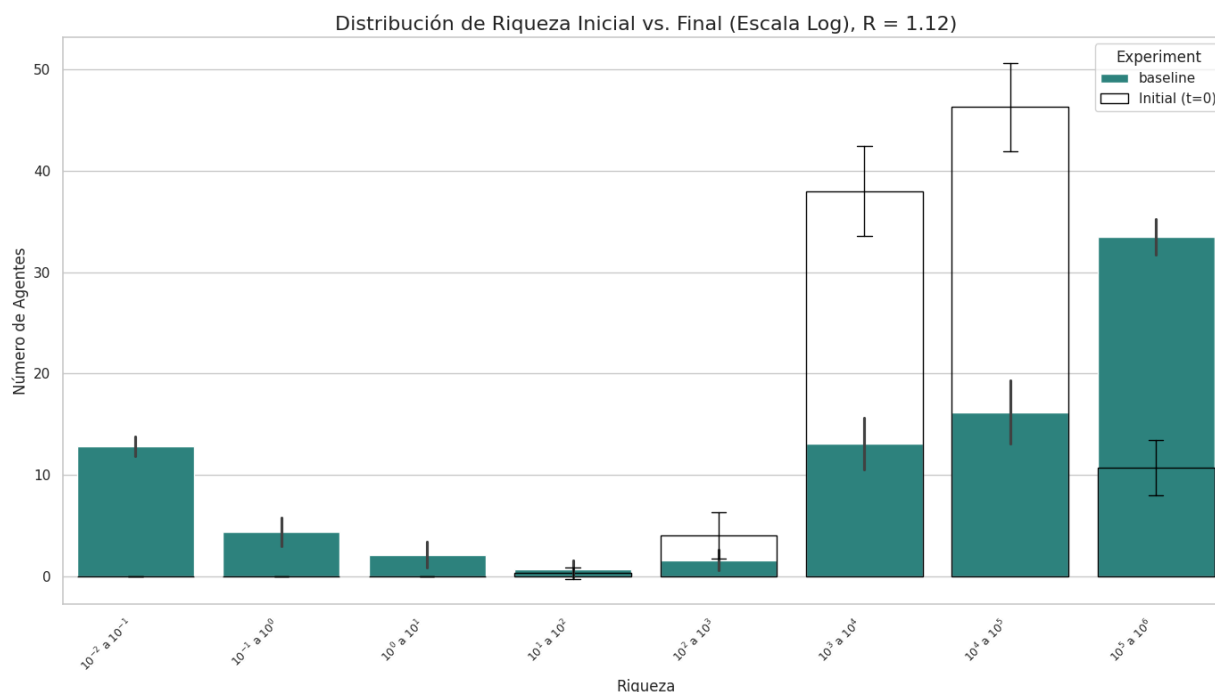


Figura 17. Distribución de riqueza inicial vs. final (Escala logarítmica, línea base, R=1.12)

En esta figura, la distribución final (barras color turquesa), en lugar de un colapso hacia el límite inferior, se observa un desplazamiento de la mayor parte de la población hacia la derecha del eje de la riqueza. Si bien persiste un grupo de agentes en el límite de endeudamiento, las características dominantes son los nuevos picos de población en niveles de riqueza significativamente más altos. La gráfica muestra una sociedad estratificada en dos grupos económicos distintos: Un pico pequeño en el extremo izquierdo del eje, que representa a la minoría de agentes cuyos perfiles los llevaron a agotar su riqueza. Un pico mucho más grande y ancho a la derecha, que representa a la gran mayoría de la población que, motivada por la alta tasa de interés, logró acumular un capital significativo.

Esta visualización también explica por qué el coeficiente de Gini disminuyó. En lugar de una economía polarizada, el entorno de alto rendimiento elevó económicamente a la mayoría de la población en conjunto. Esto creó una gran "clase media-alta" próspera, comprimiendo la distribución general de la riqueza y produciendo una reducción en la desigualdad, a pesar de que se mantuvo un grupo empobrecido en el extremo inferior.

5.3. Fase 3: Impacto de los Mecanismos de Interacción Social.

En esta tercera fase experimental, se investiga la hipótesis central de la tesis: se evalúa cómo los distintos mecanismos de interacción social (*difusión de información, comparación entre pares y normas sociales*) modifican las dinámicas de ahorro observadas en el grupo de control multiagente (línea base) de la sección anterior (5.2). Dicho análisis se llevará a cabo para los dos entornos económicos definidos: el de bajo rendimiento, con una tasa de interés de $R=1.05$, y el de alto rendimiento, con $R=1.12$. Para establecer los efectos principales de cada mecanismo, el análisis en esta sección se efectuará con una fuerza de influencia media para cada mecanismo social ($strength = 0.15$).

5.3.1 Análisis en el Entorno de Bajo Rendimiento ($R = 1.05$)

5.3.1.1 Efectos Agregados y Comparación General

Esta sección examina el impacto de los mecanismos de influencia social (Difusión de Información, Normas Sociales y Comparación entre Pares) sobre las dinámicas macroeconómicas del modelo cuando la tasa de interés es baja ($R=1.05$). Se introducen las interacciones con una Fuerza Media (0.5), y los resultados se comparan con la línea base para identificar alteraciones significativas en las trayectorias de las variables agregadas.

Como se observa en el panel compuesto de la Figura 18, la integración de estos mecanismos no revierte la tendencia fundamental de contracción de la economía simulada, dictada por la baja tasa de interés, pero sí introduce variaciones en la magnitud del deterioro.

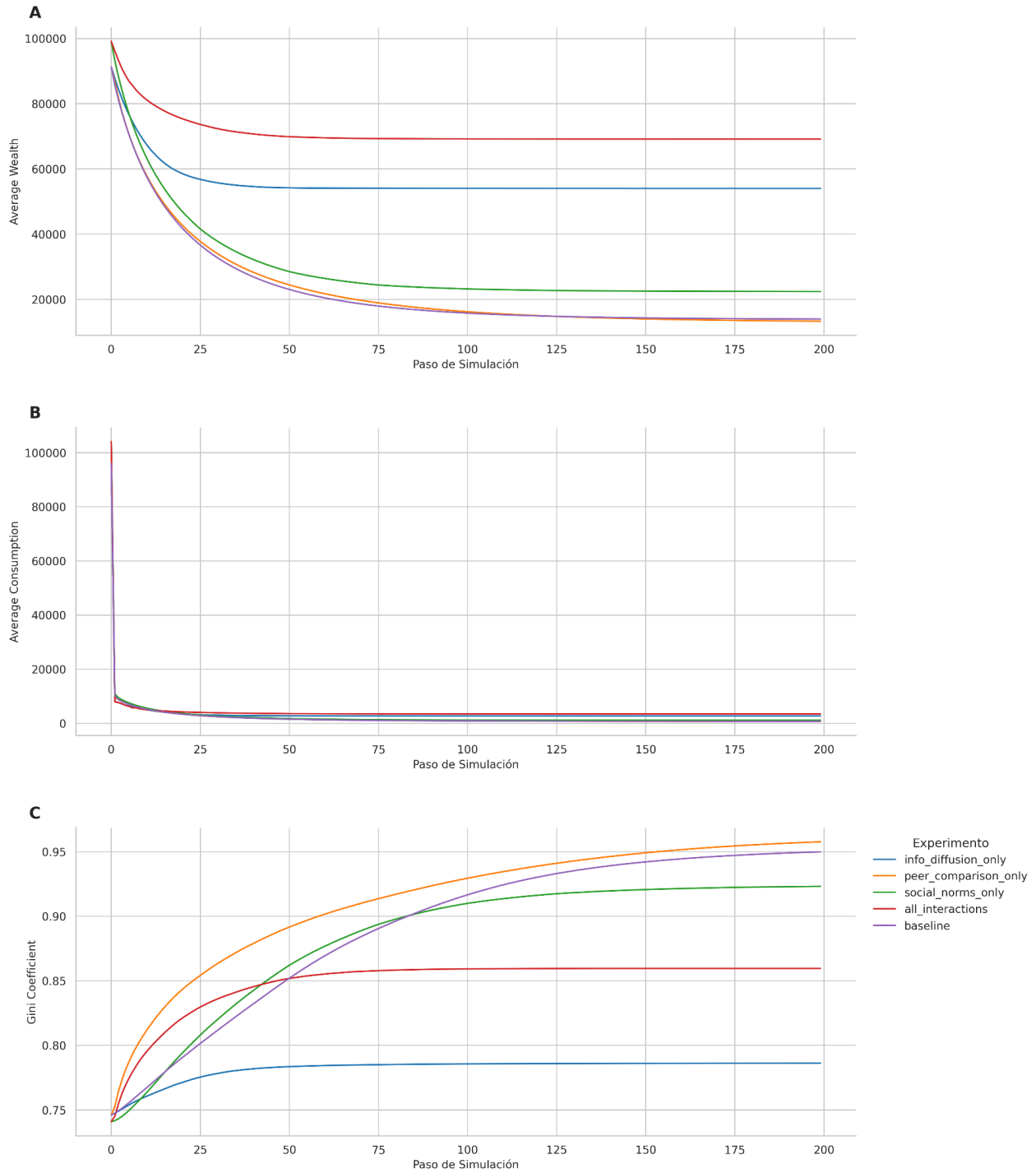


Figura 18. Efectos agregados de los mecanismos de influencia social en el entorno de bajo rendimiento ($R=1.05$)

Nota. La figura compara las trayectorias macroeconómicas de la línea base con los tres mecanismos de influencia social (Difusión de Información, Normas Sociales y Comparación entre Pares). El Panel A presenta la riqueza promedio. El Panel B presenta el consumo promedio. El Panel C presenta el coeficiente de Gini. Las líneas representan la media de las replicaciones para cada condición experimental; por claridad visual, se han omitido las áreas de intervalos de confianza.

El Panel A muestra que la riqueza promedio de la población experimenta una erosión sostenida a lo largo del tiempo en todos los escenarios. Sin embargo, se registra un efecto mitigador bajo tratamientos específicos: los escenarios que incorporan la difusión de información y la combinación de todas las interacciones logran una retención de riqueza superior a la línea base hacia el final de la simulación. El incentivo económico ($R=1.05$) permanece como el determinante principal, pero la interacción social atenúa la descapitalización agregada. De manera congruente, el Panel B ilustra que el comportamiento del consumo promedio es uniforme en todos los escenarios, registrando un elevado nivel de gasto inicial seguido de una contracción continua.

Por su parte, el Panel C exhibe la trayectoria del coeficiente de Gini, revelando un incremento continuo de la desigualdad. En correspondencia con la retención de riqueza observada en el Panel A, las configuraciones de difusión de información y de interacciones combinadas alcanzan un nivel de polarización final menor que la línea base y que los escenarios de normas sociales o comparación entre pares. Esto sugiere que la transferencia de información entre agentes contribuye a desacelerar la concentración de capital, distribuyendo de manera más equitativa los limitados recursos en el entorno de bajo rendimiento.

5.3.1.2 Análisis de Mecanismos Individuales

Para complementar el análisis de las trayectorias temporales macroeconómicas presentadas en la sección anterior, la Figura 19 expone las distribuciones finales de riqueza y consumo para todos los escenarios experimentales. Esta visualización transversal permite identificar de manera unificada cómo cada mecanismo social reconfigura la estructura económica de la población al término de la simulación (paso 200). A continuación, se detalla el efecto individual de cada mecanismo.

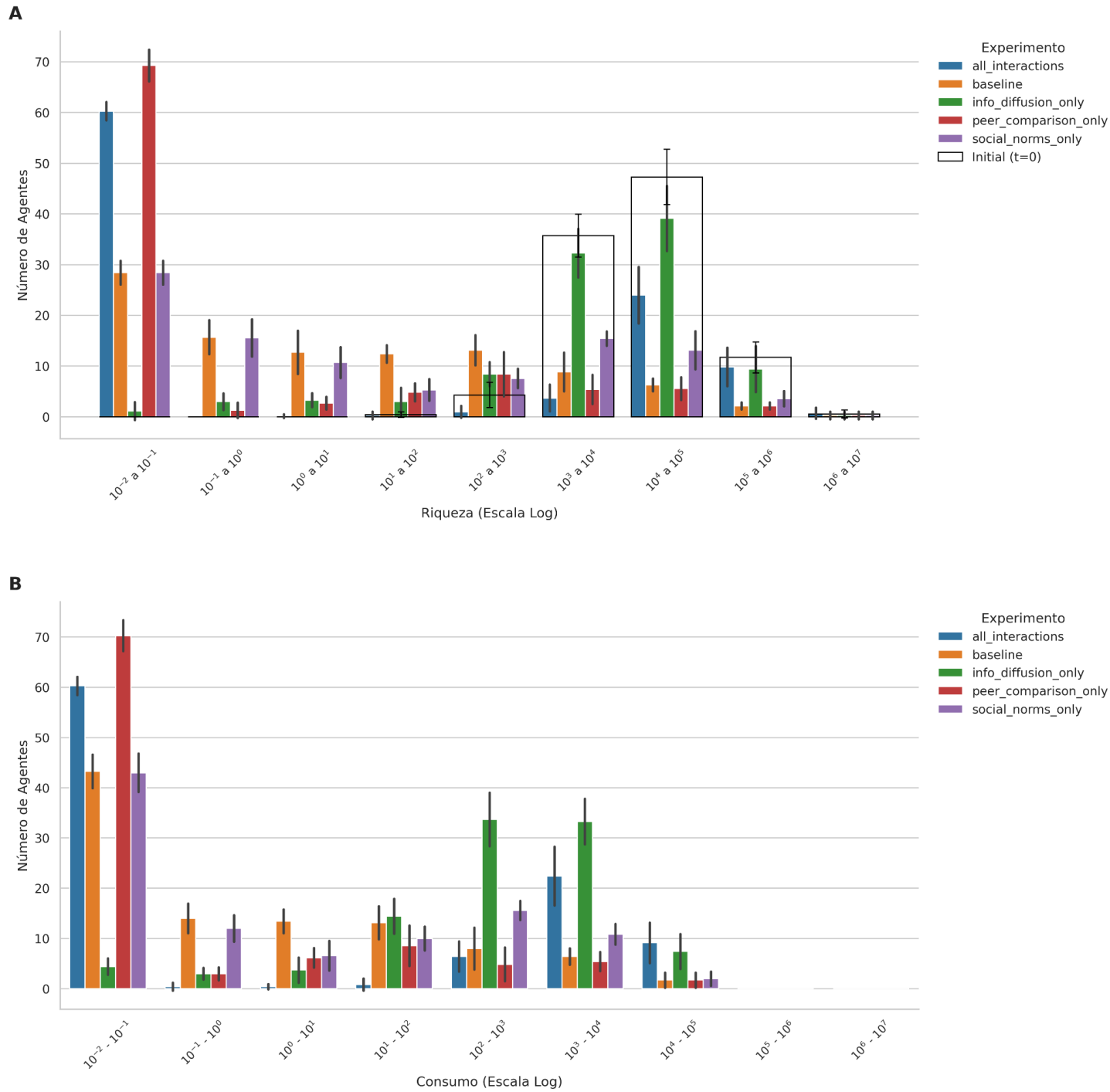


Figura 19. Distribuciones finales de riqueza y consumo por mecanismo de influencia social ($R = 1.05$)

Nota. La figura compara la estructura poblacional al final de la simulación (paso 200) bajo distintos tratamientos frente a la línea base y el estado inicial. El Panel A presenta la distribución de la riqueza en escala logarítmica. El Panel B presenta la distribución del consumo final en escala logarítmica. Las barras representan el número de agentes promedio a través de 30 replicaciones y las líneas de error indican los intervalos de confianza al 95%.

5.3.1.2.1 Difusión de información

Como se describió en la sección 3.2.6, el mecanismo de difusión de información permite que los agentes asimilen estrategias de sus pares más informados. En este escenario, los agentes con baja alfabetización financiera observan e imitan las políticas de ahorro del perfil "Planificador".

En el entorno de bajo rendimiento ($R = 1.05$), donde el incentivo general para ahorrar es débil, la línea base exhibe una contracción económica. La introducción de la difusión de información atenúa esta tendencia. Retomando las trayectorias temporales analizadas en la sección de agregados, la riqueza promedio en el escenario con difusión de información logra estabilizarse en un nivel superior (~\$54,000) en comparación con el nivel observado en la línea base (~\$14,000). El aprendizaje social reduce la descapitalización y permite a la población retener un mayor nivel de recursos. La dinámica de la desigualdad también muestra una reducción bajo este tratamiento, estabilizando el coeficiente de Gini temporal en un valor de 0.79, frente al 0.95 de la condición de control.

Al examinar los efectos estructurales en el panel compuesto de distribuciones (Figura 19), se confirma el impacto de este mecanismo sobre la población. El Panel A (Riqueza) ilustra que, mientras en la línea base (barras naranjas) una alta proporción de la población termina agrupada en el límite inferior, la activación de la difusión de información (barras verdes) desplaza a una fracción de los agentes hacia estratos de riqueza medios y altos (entre 10^3 y 10^5). Este desplazamiento se replica en la capacidad de gasto. El Panel B (Consumo) indica que la difusión de información promueve una distribución con mayor densidad en los rangos intermedios en comparación con la línea base. Esto sugiere que la retención de riqueza a través del aprendizaje social permite a los agentes sostener un nivel de consumo superior al final del período simulado.

El análisis cuantitativo, resumido en la Tabla 3, respalda estas observaciones. La riqueza promedio final se incrementa y la riqueza mediana pasa de \$1.54 a \$8,104.46. Adicionalmente, el porcentaje de agentes en estado de quiebra (riqueza < 0.1) desciende de 28.40% a 1.10%.

Tabla 3. Tabla comparativa línea base vs. difusión de información ($R=1.05$).

Experimento	Riqueza Promedio Final	Riqueza Mediana Final	Coeficiente de Gini Final	Porcentaje de Agentes en Quiebra (Riqueza < 0.1)
Línea base	\$13,961.95	\$1.54	0.95	28.40%
Difusión de información	\$54,033.51	\$8,104.46	0.79	1.10%

La difusión de información actúa como un mecanismo de rescate financiero efectivo en un entorno económico adverso. Al permitir que los agentes aprendan y adopten comportamientos más previsores, no solo se previene el colapso económico agregado, sino que se fomenta una sociedad más próspera y equitativa, incluso con un ambiente económico adverso.

5.3.1.2.2 Comparación entre pares

Este mecanismo se implementa permitiendo que los agentes observen el consumo de sus vecinos en el período anterior para calcular un "consumo social promedio" local. A partir de esta observación, su decisión de consumo final se formula como una ponderación entre su política de ahorro individual y esta norma social. En este entorno de bajo rendimiento ($R = 1.05$), el objetivo es evaluar si la observación del consumo de los pares modifica la tendencia general de desahorro de la población.

Como se adelantó en el análisis macroeconómico agregado (Figura 18), este mecanismo no introduce un cambio sustancial en la trayectoria temporal de la economía. La riqueza promedio sigue una evolución similar a la de la línea base, estabilizándose en un nivel final cercano a los \$13,000. De igual forma, la desigualdad muestra un incremento marginal, con el coeficiente de Gini estabilizándose en 0.96 frente al 0.95 del grupo de control. Sin embargo, el análisis estructural revela que estas métricas promedio no reflejan el impacto completo sobre la población. Al observar el panel compuesto de distribuciones finales (Figura 19), el Panel A (Riqueza) muestra que, en comparación con la línea base, el escenario de comparación entre pares (barras rojas) concentra a una proporción mayor de la población en el límite inferior. El Panel B (Consumo) confirma esta carencia de recursos, mostrando que la mayoría de los agentes agotan su capital y no cuentan con la capacidad para sostener su nivel de gasto hacia el final de la simulación.

Los datos cuantitativos de la Tabla 4 confirman esta dinámica. Aunque la riqueza promedio final presenta una variación mínima respecto al control, la riqueza mediana decae de \$1.54 a \$0.00. El indicador estructural más representativo del impacto del mecanismo es el porcentaje de agentes en estado de quiebra (riqueza < 0.1), el cual se incrementa del 28.40% en la línea base al 69.50%.

Tabla 4. Comparación línea base vs. comparación entre pares (R=1.05).

Experimento	Riqueza Promedio Final	Riqueza Mediana Final	Coefficiente de Gini final	Porcentaje de Agentes en Quiebra (Riqueza < 0.1)
Línea base	\$13,961.95	\$1.54	0.9498	28.40%
Comparación entre pares	\$13,294.13	\$0.00	0.9576	69.50%

Estos resultados indican que el promedio de riqueza tiene limitaciones analíticas en este escenario, ya que su valor es sostenido por una fracción reducida de agentes que logran mantener su capital. Para la mayor parte de la población, el intento de emular el consumo de sus vecinos provoca una desviación de su estrategia de ahorro individual. Este aumento relativo en la propensión al gasto acelera el agotamiento de los recursos, conduciendo a una mayor proporción de agentes hacia la quiebra dentro de un entorno económico adverso.

5.3.1.2.3 Normas sociales

Antes de exponer los resultados, es necesario establecer dos acotaciones metodológicas que condicionan su interpretación. En primer lugar, debido a la carga computacional exigida por la optimización dinámica de la función de valor (VFI) cada vez que un agente ajusta su preferencia, las simulaciones para este escenario se limitaron a 7 replicaciones. En segundo lugar, el horizonte temporal de 200 pasos de simulación podría resultar insuficiente para capturar el efecto completo de las normas sociales, ya que este mecanismo busca modelar cambios graduales en las preferencias intertemporales a través del tiempo. Por ambos factores, los resultados obtenidos en este escenario carecen de la validez estadística formal de los experimentos previos. En consecuencia, los hallazgos que se presentan a continuación deben tomarse bajo un enfoque estrictamente exploratorio y no confirmativo. Las dinámicas documentadas ilustran trayectorias direccionales teóricas; las implicaciones derivadas de estas restricciones se detallarán más adelante en la sección 7.2 Limitaciones del estudio.

Este mecanismo modela la conformidad social de las preferencias intertemporales. Los agentes observan el parámetro de sesgo presente (β) promedio de sus vecinos y ajustan el propio hacia esa norma local. Dado que la población está compuesta mayoritariamente por perfiles con un sesgo al presente acentuado, la premisa algorítmica sugiere una convergencia: los agentes pacientes reducirán su paciencia y los impacientes la incrementarán.

A nivel macroeconómico, la influencia de las normas sociales registra un efecto neto positivo pero limitado dentro de este marco exploratorio. Como se adelantó en la Figura 18, la riqueza promedio final experimenta una mejora relativa, estabilizándose en \$22,396.39 frente a los \$13,961.95 de la línea base. De manera congruente, el incremento de la desigualdad se atenúa, registrando un coeficiente de Gini final de 0.9231 en comparación con el 0.9498 del grupo de control. No obstante, el análisis estructural revela las limitaciones de este impacto. Al examinar el panel de distribuciones finales (Figura 19) y los datos de la Tabla 5, se observa que la métrica de riqueza mediana (\$1.49) y la proporción de agentes en estado de quiebra (28.43%) permanecen virtualmente idénticas a las de la línea base (\$1.54 y 28.40%, respectivamente).

Tabla 5. Comparativa entre línea base vs. normas sociales, R=1.05

Experimento	Riqueza Promedio Final	Riqueza Mediana Final	Coeficiente de Gini Final	Porcentaje de Agentes en Quiebra (Riqueza < 0.1)
Línea base	\$13,961.95	\$1.54	0.9498	28.40%
Normas sociales	\$22,396.39	\$1.49	0.9231	28.43%

Estos indicadores sugieren que la convergencia de preferencias no tiene la capacidad algorítmica de revertir la trayectoria de los agentes que ya se dirigían hacia el límite de endeudamiento. En la gráfica de distribución de riqueza (Figura 19, Panel A), aunque se observa una ligera redistribución respecto a la línea base, no es lo suficientemente grande para que arroje una diferencia significativa.

5.3.1.2.4 Todos los mecanismos

Este experimento final evalúa el efecto combinado de todos los mecanismos de influencia social activados de manera simultánea. Al igual que en el escenario de normas sociales, la convergencia algorítmica exige una alta carga computacional (reoptimización de la VFI), por lo que las simulaciones se limitaron a 7 replicaciones en un horizonte de 200 pasos. En consecuencia, el análisis mantiene su carácter estrictamente exploratorio; las tendencias identificadas ilustran dinámicas direccionales teóricas y carecen de la robustez estadística de los experimentos base.

A nivel macroeconómico, la activación conjunta de los mecanismos proyecta una aparente mejora sobre el entorno de bajo rendimiento. Como se observó previamente en la Figura 18, la riqueza promedio del escenario combinado evita la tendencia al agotamiento de la línea base y se estabiliza en un nivel superior (aproximadamente \$69,177). De forma similar, el

coeficiente de Gini temporal refleja una menor desigualdad general, estabilizándose en 0.86 frente al 0.95 de la condición de control. Sin embargo, el análisis estructural revela que estas métricas promedio ocultan una dinámica subyacente de extrema polarización. Los datos de la Tabla 6 muestran una divergencia clara entre el promedio y la mediana: mientras la riqueza promedio aumenta, la riqueza mediana cae a \$0.00. Además, el porcentaje de agentes en estado de quiebra se eleva al 60.29%, más del doble del registrado en la línea base (28.40%).

Tabla 6. Comparativa línea base vs todos los mecanismos, R=1.05

Experimento	Riqueza Promedio Final	Riqueza Mediana Final	Coeficiente de Gini Final	Porcentaje de Agentes en Quiebra (Riqueza < 0.1)
Línea base	\$13,961.95	\$1.54	0.95	28.40%
Todos los mecanismos	\$69,177.04	\$0.00	0.86	60.29%

Al consultar el panel de distribuciones (Figura 19), se constata esta fragmentación de la población. El Panel A (Riqueza) ilustra que el incremento en la riqueza promedio es sostenido exclusivamente por una fracción de agentes que logran trasladarse hacia los estratos de capital más altos. Simultáneamente, la base de la distribución concentra a la mayor parte de los agentes en el límite inferior de endeudamiento. Este comportamiento se replica en el Panel B (Consumo), donde coexisten un alto nivel de gasto en el estrato superior y un agotamiento de la capacidad de compra en la mayoría poblacional. Esta estructura distributiva es el resultado de una interacción negativa entre la difusión de información y la comparación entre pares. En este escenario combinado, la difusión de información permite que un subgrupo de agentes optimice su estrategia y acumule capital. A su vez, estos agentes incrementan la norma de consumo local. Debido a la comparación entre pares, los agentes con menor riqueza, intentando aproximar su gasto a este nuevo promedio incrementado por el estrato superior, aceleran su ritmo de consumo por encima de su capacidad de retención, conduciéndolos hacia la quiebra.

La evolución detallada de las preferencias (convergencia de β) que permite estas dinámicas, así como la identificación de cuáles perfiles específicos componen los estratos de alta y baja acumulación, se abordarán de manera integrada en la siguiente sección de resumen (5.3.1.2.5).

5.3.1.2.5 Resumen de Resultados (R=1.05)

La evaluación de los mecanismos de influencia social a nivel agregado y distributivo se complementa observando el comportamiento interno de los perfiles de agente. La Figura 20 presenta las trayectorias de riqueza promedio agrupadas por perfil bajo cada condición experimental, contrastadas contra sus respectivas líneas base.

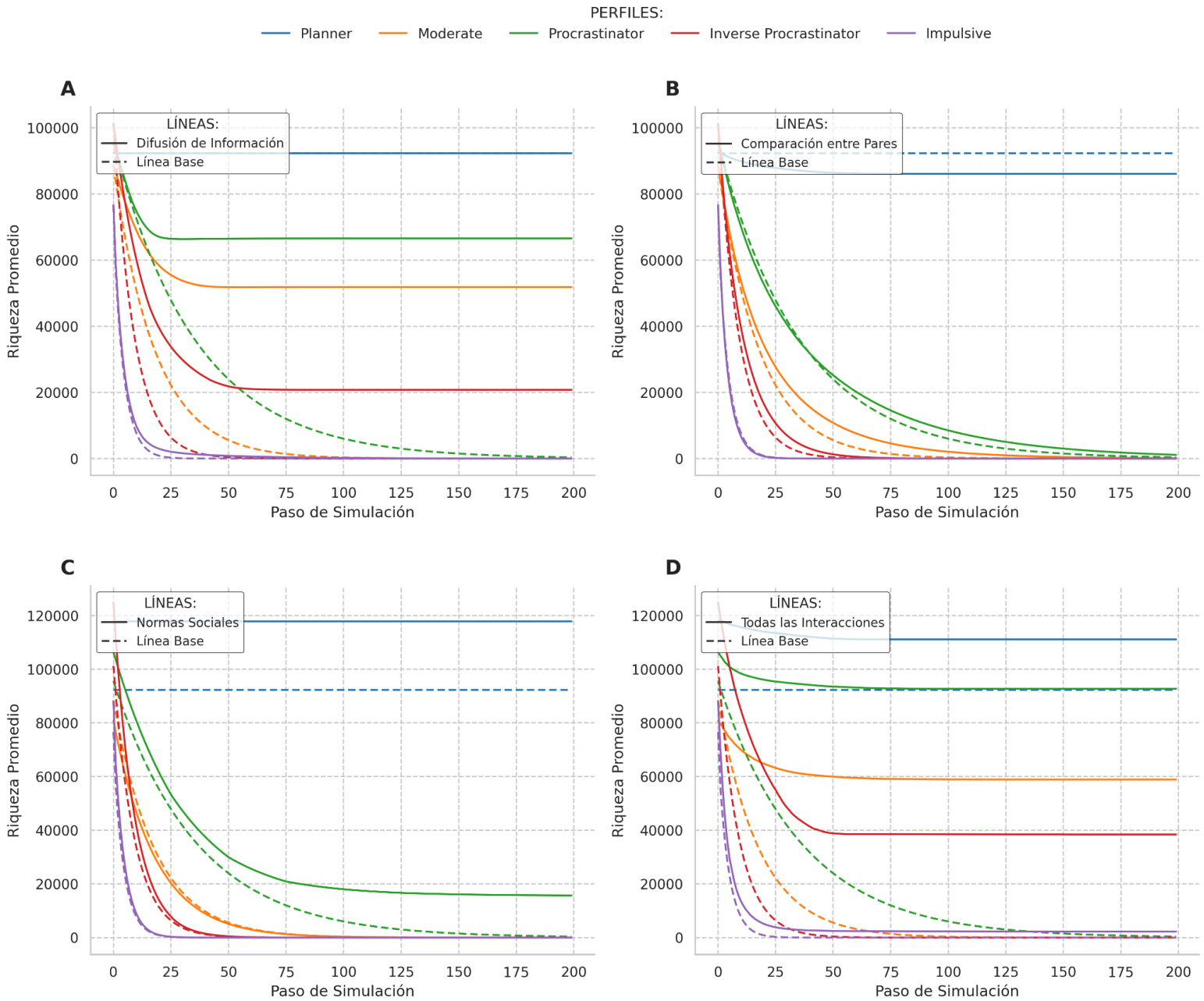


Figura 20. Trayectorias de riqueza promedio por perfil frente a la línea base ($R=1.05$).

El Panel A (Difusión de Información) evidencia que los perfiles que habitualmente agotan sus recursos (Moderado, Procrastinador, Procrastinador Inverso) logran retener un nivel de capital superior a cero gracias a la asimilación de las estrategias de ahorro del perfil Planificador. Por el contrario, el Panel B (Comparación entre Pares) revela cómo la presión de consumo emulado acelera la descapitalización de todos los perfiles no planificadores, precipitando su convergencia hacia el límite inferior de endeudamiento a una velocidad mayor que en el escenario de control.

En los experimentos que involucran la alteración de las preferencias intertemporales (Panel C: Normas Sociales y Panel D: Todas las Interacciones), se produce un cambio estructural donde el perfil Planificador experimenta un incremento en su acumulación de riqueza en comparación con su trayectoria en la línea base. Adicionalmente, el perfil Procrastinador logra acumular un nivel de riqueza superior a su condición de control, un efecto visible en el Panel C y de mayor magnitud en el Panel D. Esta reestructuración en las dinámicas de acumulación está vinculada de manera directa con la convergencia del parámetro de sesgo al presente (β).

La Figura 21 ilustra la evolución temporal de este reajuste poblacional. Cabe señalar que esta gráfica excluye los escenarios de difusión de información y comparación entre pares, dado que la formulación de dichos mecanismos opera sobre las variables de consumo y ahorro sin alterar el parámetro β . Asimismo, aunque se modelan de forma separada, las trayectorias correspondientes a los escenarios de normas sociales y de todas las interacciones se superponen en la visualización, ya que el proceso de convergencia poblacional hacia la media de β genera secuencias de cálculo idénticas en ambas condiciones.

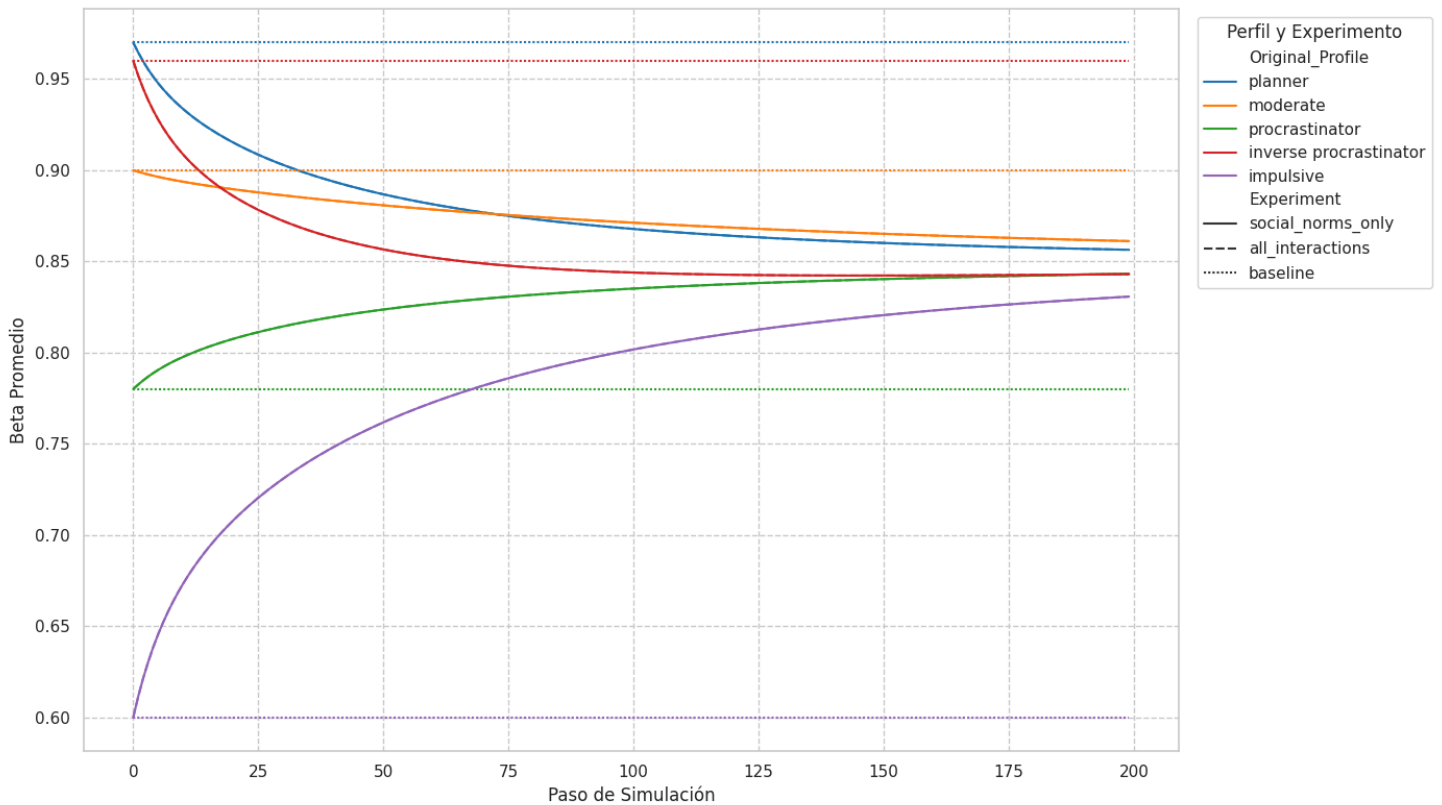


Figura 21. Evolución temporal del parámetro de sesgo presente (β) por perfil ($R=1.05$)

Como lo muestra la gráfica, las preferencias intertemporales convergen gradualmente hacia una norma social media (aproximadamente $\beta \approx 0.84$). Para el perfil Planificador, esta convergencia implica una reducción de su paciencia original. Bajo el marco del descuento cuasi-hiperbólico, una caída en el valor de β debería incrementar el consumo presente y disminuir la retención de capital.

La divergencia observada en la figura 20, donde los planificadores y procrastinadores acumulan más riqueza a pesar de volverse teóricamente más impacientes, se explica por la interacción de dos factores metodológicos. En primer lugar, la actualización de las preferencias en el modelo ocurre en intervalos discretos (cada 25 pasos). Esto permite que el perfil Planificador, operando inicialmente con su alta paciencia original, acumule un volumen de capital suficiente durante las primeras etapas de la simulación para rendimientos compuestos de este ahorro temprano logran sostener una trayectoria superior a la línea base incluso cuando el parámetro β decrece posteriormente. En segundo lugar, el tamaño de muestra reducido ($N=7$) para esta condición experimental incrementa la varianza intra-grupo. Esto sugiere que la divergencia observada contiene un componente de ruido estadístico que

impide generalizar este beneficio paradójico como un efecto sistemático del mecanismo de normas sociales en el entorno de bajo rendimiento.

Esta sección finaliza el análisis del entorno de bajo rendimiento ($R=1.05$) con un análisis cuantitativo de los datos agregados al paso 200 de la simulación. El análisis estadístico se utiliza para determinar si las diferencias observadas entre cada escenario experimental y la línea base son estadísticamente significativas. Para este fin, se emplearon pruebas post-hoc de Games-Howell, seleccionadas por su robustez frente a la heterocedasticidad (Yang, 2025). Se estableció un umbral de significancia estándar ($\alpha=0.05$).

Tabla 7. Resumen para el entorno de bajo rendimiento ($R=1.05$)

Escenario	Riqueza Promedio (t=200)	Valor p (vs. Línea Base)	Coefficiente de Gini (t=200)	Valor p (vs. Línea Base)	Consumo promedio (t=200)	Valor p (vs. Línea Base)	Riqueza mediana(t=200)	% Agentes en quiebra (t = 200)
Línea Base	\$13,961.95	---	0.9498	---	\$701.57	---	\$1.54	28.40%
Difusión de Información	\$54,033.00	0.0000E+00	0.7862	0.0000E+00	\$2,701.71	6.2172E-15	\$8,104.46	1.10%
Comparación entre Pares	\$13,294.13	9.9710E-01	0.9576	2.8402E-01	\$673.41	9.9852E-01	\$0.00	69.50%
Normas Sociales (N=7)	\$22,396.39	3.9847E-01	0.9231	1.0861E-02	\$1,120.97	4.0265E-01	\$1.49	28.43%
Todos los Mecanismos (N=7)	\$69,177.04	4.0320E-03	0.8596	2.6675E-08	\$3,458.85	4.0595E-03	\$0.00	60.29%

Al analizar la riqueza promedio final, se observa que los incrementos producidos en los escenarios de difusión de información (a \$54,033) y en el de todos los mecanismos combinados (a \$69,177) son estadísticamente significativos respecto a la línea base (\$13,961). En contraste, la comparación entre pares (\$13,294) no muestra un efecto estadísticamente diferenciable de la condición de control sobre esta métrica. Como se estableció en las secciones metodológicas previas, debido a la carga computacional de la optimización dinámica, los resultados de normas sociales y todos los mecanismos operaron con un tamaño de muestra exploratorio ($N=7$). Dado que inferir sobre muestras reducidas puede generar estimaciones de varianza inestables, estas métricas se abordan desde una perspectiva descriptiva.

Al complementar el análisis con la riqueza mediana, se evidencia que únicamente la difusión de información generó un impacto positivo generalizado en la población, incrementando tanto la riqueza mediana (a \$8,104) como el consumo promedio (a \$2,701), y disminuyendo la proporción de agentes en quiebra a un 1.10%. Por el contrario, en el escenario con todos los mecanismos activos, el aumento significativo en la riqueza y el consumo promedio ocurrió a expensas de un incremento en la tasa de quiebra (al 60.29%), lo que indica que una fracción reducida de ahorradores concentró los recursos suficientes para elevar el promedio matemático.

En relación con el coeficiente de Gini final, las pruebas indican una reducción estadísticamente significativa para la difusión de información (bajando a 0.7862) y para la combinación de todos los mecanismos (bajando a 0.8596 frente al 0.9498 de la línea base). Sin embargo, la reducción observada en el escenario de todos los mecanismos presenta un comportamiento contraintuitivo frente a la caída de la riqueza mediana y el aumento de las quiebras. Esta aparente mejora en la métrica de desigualdad constituye un artefacto estadístico derivado de la saturación en el límite inferior. Como muestra la Tabla 7, la proporción de agentes en quiebra aumentó del 28.40% al 60.29%. En la implementación del modelo, estos agentes no asumen deudas negativas, sino que se agrupan en un valor mínimo positivo infinitesimal para preservar la consistencia de la función de utilidad. Al concentrar a más del 60% de la población con idéntico valor de riqueza mínima, la formulación matemática del Gini interpreta a este subgrupo homogeneizado como una distribución internamente igualitaria. Esto reduce artificialmente la pendiente de la curva de Lorenz en su tramo inferior y disminuye el coeficiente final, ocultando una estructura social polarizada.

En conclusión, el entorno económico $R=1.05$ revela condiciones donde la difusión de información se posiciona como el único mecanismo con impacto positivo y estadísticamente significativo tanto en la riqueza agregada como en el bienestar del agente mediano. En contraste, la comparación entre pares generó un efecto no significativo en los promedios globales, mientras que la integración de todos los mecanismos promovió la acumulación a costa de polarizar la distribución económica.

5.3.2 Análisis en el Entorno de Alto Rendimiento ($R = 1.12$)

Esta sección traslada el análisis a un entorno de alto rendimiento, definido por una tasa de interés de $R = 1.12$. Como se estableció en la Fase 2 (sección 5.2.3), la línea base en este entorno difiere sustancialmente del escenario previo, ya que la mayoría de la población posee un incentivo económico inherente para ahorrar. Esto resulta en una dinámica de acumulación de riqueza y reducción general de la desigualdad.

En consecuencia, el objetivo de análisis se adapta a este nuevo contexto. Ya no se busca determinar si las fuerzas sociales pueden mitigar una contracción económica, sino evaluar si estas interacciones perturban una trayectoria de prosperidad o si logran acelerar el crecimiento y la equidad. El análisis mantiene la metodología de evaluar los mecanismos individuales con una fuerza de influencia media (0.15).

5.3.2.1 Efectos Agregados y Comparación General

Como se observa en el panel compuesto de la Figura 22, la introducción de los mecanismos de influencia social genera divergencias estructurales frente a la línea base.

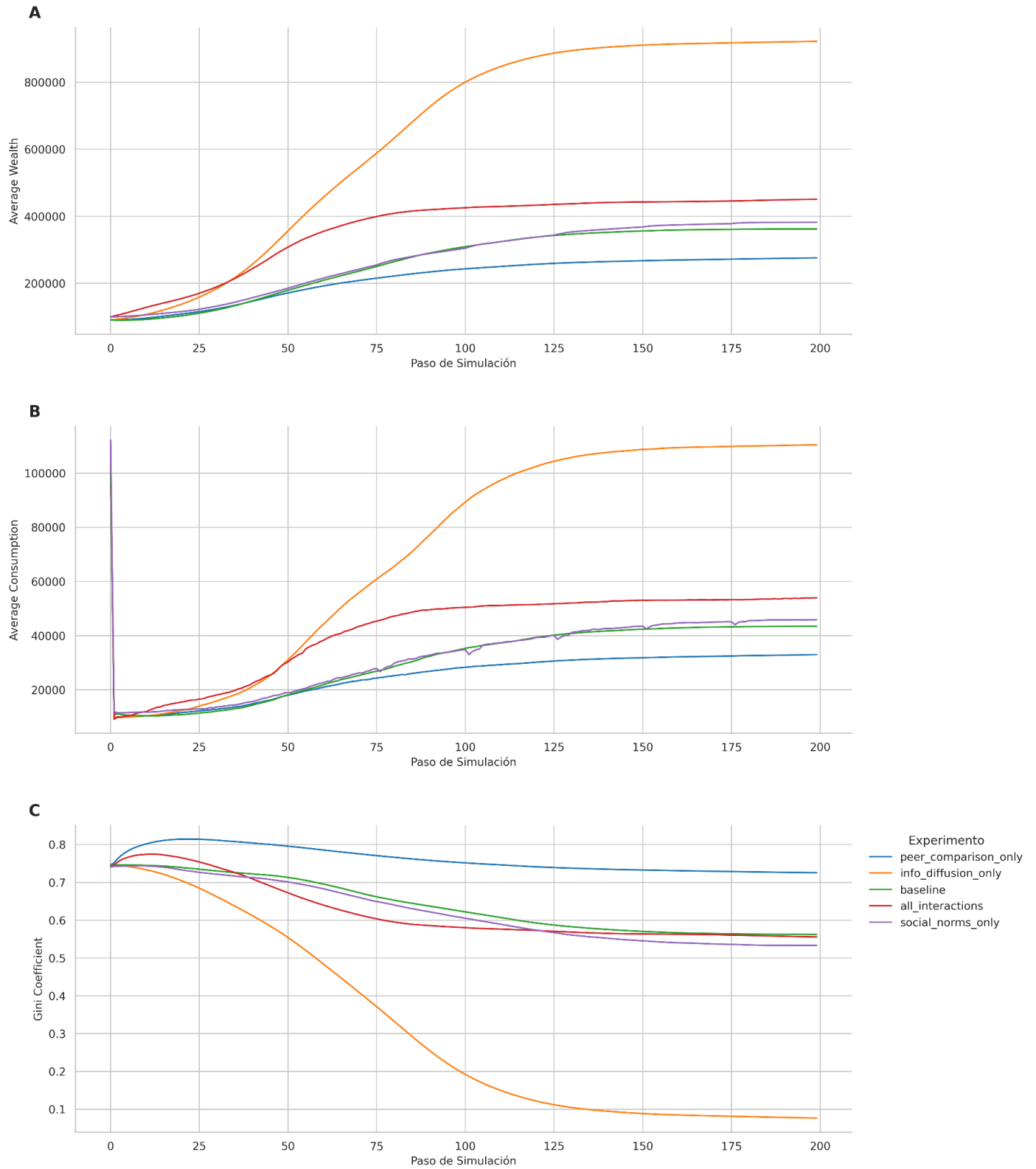


Figura 22. Efectos agregados de los mecanismos de influencia social en el entorno de alto rendimiento ($R=1.12$)

Nota. La figura compara las trayectorias temporales macroeconómicas de la línea base con los distintos mecanismos de influencia social interactuando con una fuerza media (0.15). El Panel A presenta la riqueza promedio. El Panel B presenta el consumo promedio. El Panel C presenta el coeficiente de Gini. Las líneas representan la media de las replicaciones para cada condición experimental; por claridad visual, se han omitido las áreas de intervalos de confianza.

El Panel A (Riqueza Promedio) y el Panel B (Consumo Promedio) muestran que la difusión de información impulsa las variables macroeconómicas por encima de la línea base, alcanzando los niveles de acumulación y capacidad de gasto más altos de los experimentos evaluados. En contraste, la comparación entre pares ejerce un efecto restrictivo, posicionando la riqueza y el consumo promedio por debajo de la condición de control. Los escenarios de "Normas Sociales" y de la combinación de "Todas las interacciones" presentan trayectorias agregadas que finalizan en niveles ligeramente superiores a la línea base. Por su parte, el Panel C (Coeficiente de Gini) refleja impactos correspondientes en la estructura de desigualdad. La difusión de información promueve una convergencia hacia la equidad distributiva, reduciendo el indicador a un nivel cercano a 0.08. Por el contrario, la comparación entre pares invierte la tendencia descendente de la línea base, incrementando la desigualdad final. En esta métrica, los tratamientos de normas sociales y de todas las interacciones registran una evolución que se aproxima de cerca a la línea base.

No obstante, es necesario establecer que el análisis exclusivo de las medidas de tendencia central presenta limitaciones analíticas en este entorno, particularmente para los escenarios de "Comparación entre pares" y "Todas las interacciones". Por ejemplo, aunque el escenario combinado exhibe una riqueza promedio alta y un coeficiente de Gini final idéntico al de la línea base, estas métricas agregadas ocultan una redistribución interna donde la riqueza mediana decae a \$0.00 y la proporción de la población en estado de quiebra supera el 53%. Un fenómeno distributivo similar ocurre con la comparación entre pares, donde la tasa de quiebra alcanza el 65.60%.

Las causas algorítmicas de estas divergencias entre los agregados macroeconómicos y la distribución de los recursos se detallarán a fondo en el análisis de las siguientes secciones.

5.3.2.2 Análisis de Mecanismos Individuales (Fuerza Media)

Para complementar el análisis de las trayectorias temporales macroeconómicas, la Figura 23 expone las distribuciones finales de riqueza y consumo para todos los escenarios experimentales en el entorno de alto rendimiento ($R=1.12$). Esta visualización transversal permite identificar cómo cada mecanismo de influencia social reconfigura la estructura de acumulación de la población al término de la simulación (paso 200). A continuación, se detalla el efecto individual de cada tratamiento.

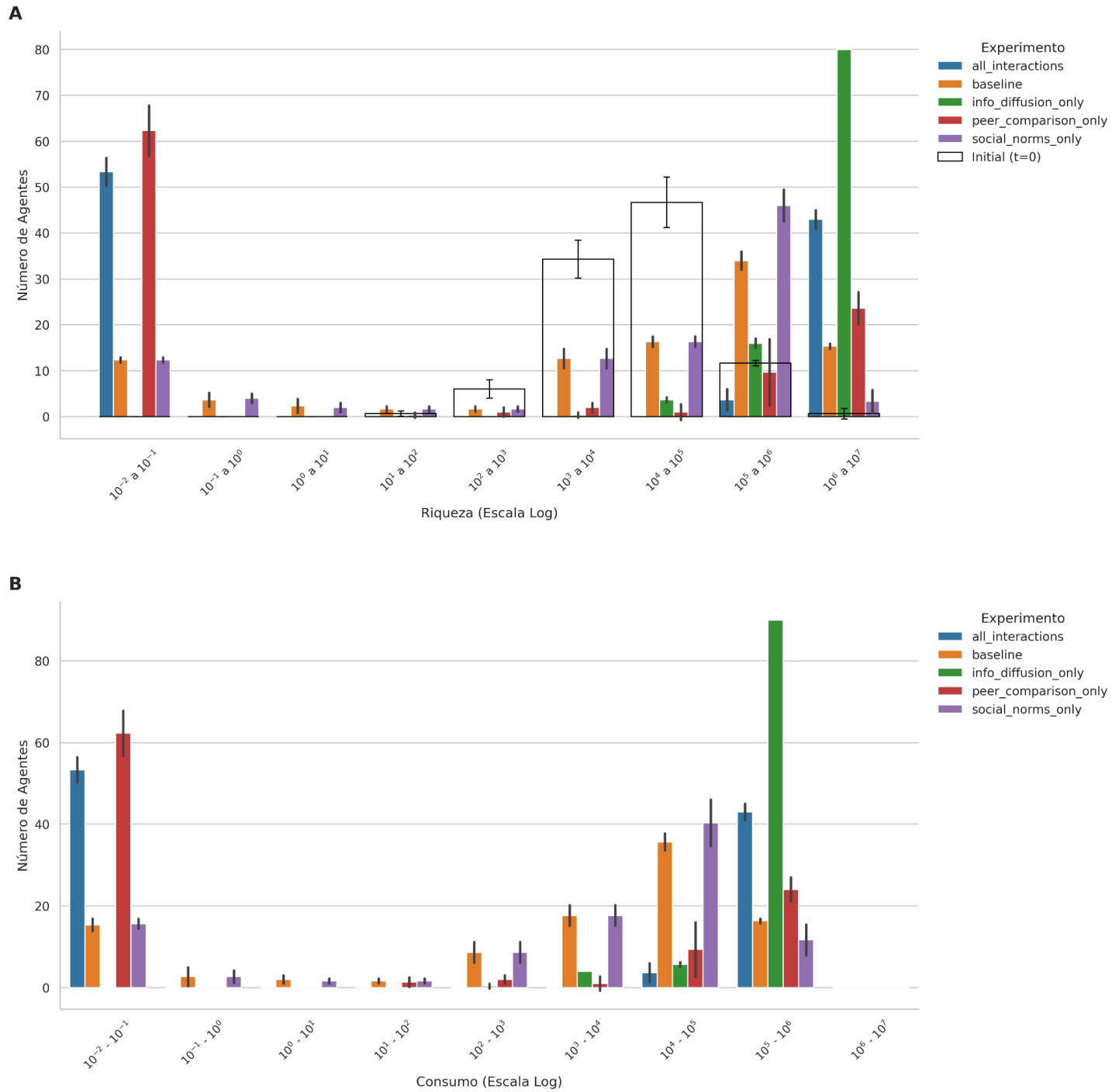


Figura 23. Distribuciones finales de riqueza y consumo por mecanismo de influencia social ($R = 1.12$)

Nota. La figura contrasta la estructura poblacional al final de la simulación (paso 200) bajo distintos tratamientos frente a la línea base y el estado inicial en el entorno de alto rendimiento. El Panel A presenta la distribución de la riqueza en escala logarítmica. El Panel B presenta la distribución del consumo final en escala logarítmica. Las barras representan el número promedio de agentes a través de las replicaciones experimentales; las líneas de error indican los intervalos de confianza al 95%.

5.3.2.2.1 Difusión de información

En el entorno de alto rendimiento, la tasa de interés ($R=1.12$) proporciona un incentivo económico que propicia la acumulación de capital en la línea base. La introducción del mecanismo de difusión de información amplifica esta tendencia. Al permitir que los agentes asimilen gradualmente las políticas de ahorro del perfil Planificador, los individuos con menor alfabetización financiera optimizan su retención de capital para aprovechar los retornos del mercado.

Como se observa en el panel compuesto de distribuciones (Figura 23), este aprendizaje social genera un desplazamiento poblacional. En el Panel A (Riqueza), las barras correspondientes a este escenario (en color verde) indican que la mayor parte de los agentes se agrupa en los estratos de riqueza más altos (10^5 a 10^7). A diferencia de la línea base, la presencia de individuos en el límite inferior de endeudamiento (10^{-2} a 10^{-1}) se reduce a niveles marginales. El Panel B (Consumo) exhibe un comportamiento congruente: la población que ha consolidado su capital en el estrato superior logra sostener un nivel de gasto final en los rangos más altos de la distribución. Esta homogeneización en la parte alta de la escala distributiva explica el comportamiento agregado discutido en la sección 5.3.2.1: una riqueza y consumo promedio superiores a la condición de control, acompañados de un coeficiente de Gini que desciende hasta estabilizarse en niveles cercanos a la equidad (aproximadamente 0.08).

Los datos de la Tabla 8 respaldan esta dinámica de convergencia hacia la acumulación. La riqueza mediana y el consumo promedio presentan incrementos congruentes con el desplazamiento distributivo, y la proporción de agentes en estado de quiebra se aproxima a cero. En este contexto de altas tasas de interés, la difusión de información funciona como un mecanismo de optimización generalizada, permitiendo que toda población capitalice el entorno económico de manera equitativa.

Tabla 8. Tabla comparativa línea base vs. difusión de información (R=1.12).

Experimento	Riqueza Promedio Final	Riqueza Mediana Final	Coefficiente de Gini Final	Porcentaje de Agentes en Quiebra (Riqueza < 0.1)
Línea base	\$362,363.11	\$95,275.09	0.56	12.83%
Difusión de información	\$921,872.76	\$1,000,001.00	0.08	0.00%

5.3.2.2.2 Comparación entre pares

En el entorno de alto rendimiento (R=1.12), el mecanismo de comparación entre pares podría teóricamente generar dos dinámicas opuestas. Por un lado, podría presentarse un efecto de presión de consumo que lleve a los agentes de menor riqueza a desviar recursos del ahorro para emular el gasto de sus pares más prósperos. Por otro lado, podría surgir una presión de ahorro, donde la observación de un consumo local moderado incentive una retención de capital más estricta. Los resultados de la simulación indican que el efecto de la presión de consumo domina la dinámica poblacional. A nivel agregado, este mecanismo resulta perjudicial para la estabilidad macroeconómica, incluso dentro de un entorno con altos incentivos para la capitalización. Como se evidenció en los paneles temporales (Figura 22), la riqueza y el consumo promedio experimentan una desaceleración en su crecimiento, finalizando sus trayectorias por debajo de los niveles alcanzados en la línea base. De manera simultánea, la desigualdad revierte su comportamiento: el coeficiente de Gini aumenta en lugar de disminuir, estabilizándose en 0.73 frente al 0.56 de la condición de control.

El análisis distributivo confirma que el impacto más profundo recae sobre la equidad de la estructura social. Los datos cuantitativos de la Tabla 9 muestran que la riqueza mediana decae de \$95,275.09 en la línea base a \$0.00 bajo este tratamiento. Complementariamente, la proporción de agentes en estado de quiebra se incrementa del 12.83% al 65.60% de la población.

Tabla 9. Tabla comparativa línea base vs. comparación entre pares (R=1.12).

Experimento	Riqueza Promedio Final	Riqueza Mediana Final	Coefficiente de Gini Final	Porcentaje de Agentes en Quiebra (Riqueza < 0.1)
Línea base	\$362,363.11	\$95,275.09	0.56	12.83%
Comparación entre pares	\$276,126.68	\$0.00	0.73	65.60%

Estas métricas se observan estructuralmente en el panel compuesto de distribuciones finales (Figura 23). El Panel A (Riqueza) ilustra que la comparación entre pares (barras rojas) genera un desplazamiento poblacional hacia el límite inferior de endeudamiento, en contraste con la acumulación lograda en la línea base. El Panel B (Consumo) corrobora este déficit, evidenciando que la mayoría de los agentes se agrupa en el nivel de gasto final más bajo debido a la carencia de recursos financieros.

En conclusión, la emulación del consumo dentro de este escenario económico genera una dinámica divergente. Los agentes que optimizan su ahorro logran enriquecerse y elevar su nivel de consumo. En respuesta, los agentes con menor propensión a la retención de capital intentan aproximarse a estos niveles de gasto elevados, lo que acelera su desahorro y los conduce sistemáticamente hacia la quiebra. Este comportamiento resulta en una sociedad polarizada donde la mayoría empobrece a pesar de operar bajo incentivos económicos favorables.

5.3.2.2.3 Normas sociales

Este mecanismo, descrito previamente en la sección 5.3.1.2.3, modela la conformidad de las preferencias, permitiendo que el parámetro de sesgo al presente (β) de cada agente converja hacia la norma de su vecindario local. Es necesario reiterar que, debido a las restricciones computacionales asociadas con la reoptimización dinámica de la función de valor (VFI), las simulaciones para este escenario se limitaron a 3 replicaciones. Por lo tanto, este experimento constituye una prueba piloto; sus resultados carecen de la robustez estadística necesaria para extraer conclusiones definitivas, y su análisis se enfoca exclusivamente en identificar tendencias direccionales exploratorias.

En este entorno de alto rendimiento (R=1.12), donde la mayoría de la población posee un incentivo matemático inherente para ahorrar, la premisa teórica sugiere que la convergencia

poblacional del parámetro β beneficiaría principalmente a la minoría de agentes cuyos perfiles impulsivos restringen su capitalización.

A pesar de la alta varianza inherente al reducido número de replicaciones, los resultados agregados sugieren que el mecanismo de normas sociales genera un efecto marginalmente neutro. Como se ilustró en el panel de trayectorias (Figura 22), la riqueza promedio y el coeficiente de Gini experimentan trayectorias que se superponen casi en su totalidad con las observadas en la línea base.

Los datos de la Tabla 10 corroboran esta observación macroeconómica. Los indicadores finales presentan variaciones mínimas frente al grupo de control: la riqueza promedio se sitúa en \$382,265 (vs. \$362,363), la riqueza mediana en \$92,711 (vs. \$95,275), el coeficiente de Gini en 0.53 (vs. 0.56) y el porcentaje de agentes en quiebra en 12.33% (vs. 12.83%).

Tabla 10. Tabla comparativa línea base vs. normas sociales (R=1.12).

Experimento	Riqueza Promedio Final	Riqueza Mediana Final	Coefficiente de Gini Final	Porcentaje de Agentes en Quiebra (Riqueza < 0.1)
Línea base	\$362,363.11	\$95,275.09	0.56	12.83%
Normas sociales	\$382,265.14	\$92,711.47	0.53	12.33%

Esta estabilidad agregada se refleja a nivel estructural. Al consultar el panel de distribuciones finales (Figura 23), se comprueba que la estructura poblacional bajo el mecanismo de normas sociales (barras moradas) replica muy de cerca la distribución de la línea base. La proporción de agentes en el límite inferior de pobreza permanece sin cambios significativos. Se observa una redistribución menor en el estrato superior (entre 10^5 y 10^7), la cual es indicativa de las fluctuaciones internas entre los perfiles ahorradores.

Como se detallará en la sección de resumen (5.3.2.2.5), este resultado neutral a nivel macroeconómico es producto de efectos compensatorios a nivel microeconómico. La convergencia exploratoria del parámetro β hacia una norma social media altera las tasas de acumulación relativas de los distintos perfiles, generando beneficios para ciertos agentes impulsivos y penalizaciones para los planificadores. Sin embargo, en el agregado, estas variaciones internas se anulan mutuamente, resultando en un impacto poblacional mínimo dentro de este entorno económicamente favorable.

5.3.2.2.4 Todos los mecanismos

Este escenario final evalúa el efecto combinado de los tres mecanismos de influencia social operando simultáneamente. Al igual que en el experimento de normas sociales, la alta carga computacional requerida por la optimización dinámica de la función de valor (VFI) limitó las simulaciones a 3 replicaciones. En consecuencia, los resultados presentados poseen un carácter exploratorio y describen tendencias direccionales, careciendo de la robustez estadística de los escenarios con muestras completas.

A nivel macroeconómico, la interacción conjunta de los mecanismos proyecta una aparente estabilidad frente a la condición de control. Como se observó en las trayectorias de la Figura 22, la riqueza promedio finaliza en un nivel marginalmente superior a la línea base, mientras que el coeficiente de Gini temporal converge hacia un nivel de desigualdad virtualmente idéntico al del grupo de control (0.56).

No obstante, el análisis distributivo revela que estas métricas de tendencia central ocultan una polarización estructural severa. Los datos cuantitativos de la Tabla 11 exponen una divergencia interna: mientras la riqueza promedio se sostiene en niveles altos, la riqueza mediana de la población cae a \$0.00. Simultáneamente, la proporción de agentes en estado de quiebra asciende a más del 53%, en contraste con el 12.83% registrado en la línea base.

Tabla 11. Tabla comparativa línea base vs. todos los mecanismos (R=1.12).

Experimento	Riqueza Promedio Final	Riqueza Mediana Final	Coefficiente de Gini Final	Porcentaje de Agentes en Quiebra (Riqueza < 0.1)
Línea base	\$362,363.11	\$95,275.09	0.56	12.83%
Todos los mecanismos	\$451,011.12	\$0.00	0.56	53.33%

El panel de distribuciones finales (Figura 23) confirma esta fragmentación poblacional. El Panel A (Riqueza) muestra una distribución bimodal asimétrica para el escenario combinado. Un subgrupo poblacional minoritario logra aislarse en los estratos de mayor acumulación (superando los niveles de 10^6), mientras que la mayoría de los agentes se agrupa en el límite inferior. El Panel B (Consumo) refleja una estructura idéntica, con una alta densidad de agentes restringidos al nivel mínimo de gasto que coexisten con un estrato de consumo elevado.

Esta estructura distributiva es el resultado de una interacción divergente entre la difusión de información y la comparación entre pares dentro de un entorno de alto rendimiento. En este

escenario compuesto, la difusión de información propicia que un subconjunto de la población asimile estrategias de ahorro eficientes, capitalizando la tasa de interés ($R=1.12$) y elevando gradualmente su nivel de consumo. En paralelo, la comparación entre pares induce a los agentes de menores recursos a integrar este gasto elevado en su norma local. El intento de emular un consumo dictado por el estrato de alta acumulación genera un sobreconsumo sistemático en la mayor parte de la población, acelerando su desahorro y conduciéndolos hacia la quiebra a pesar de los incentivos económicos favorables.

La identificación de los perfiles específicos que componen el grupo de alta acumulación frente a los que agotan sus recursos, así como el impacto de la convergencia de preferencias (β) en este resultado contraintuitivo, se abordarán en la sección de resumen (5.3.2.2.5).

5.3.2.2.5 Resumen de Resultados ($R=1.12$)

La evaluación de los mecanismos de influencia social en el entorno de alto rendimiento se complementa observando el comportamiento interno de los perfiles de agente. La Figura 24 presenta las trayectorias de riqueza promedio agrupadas por perfil bajo cada tratamiento experimental, contrastadas contra sus respectivas líneas base.

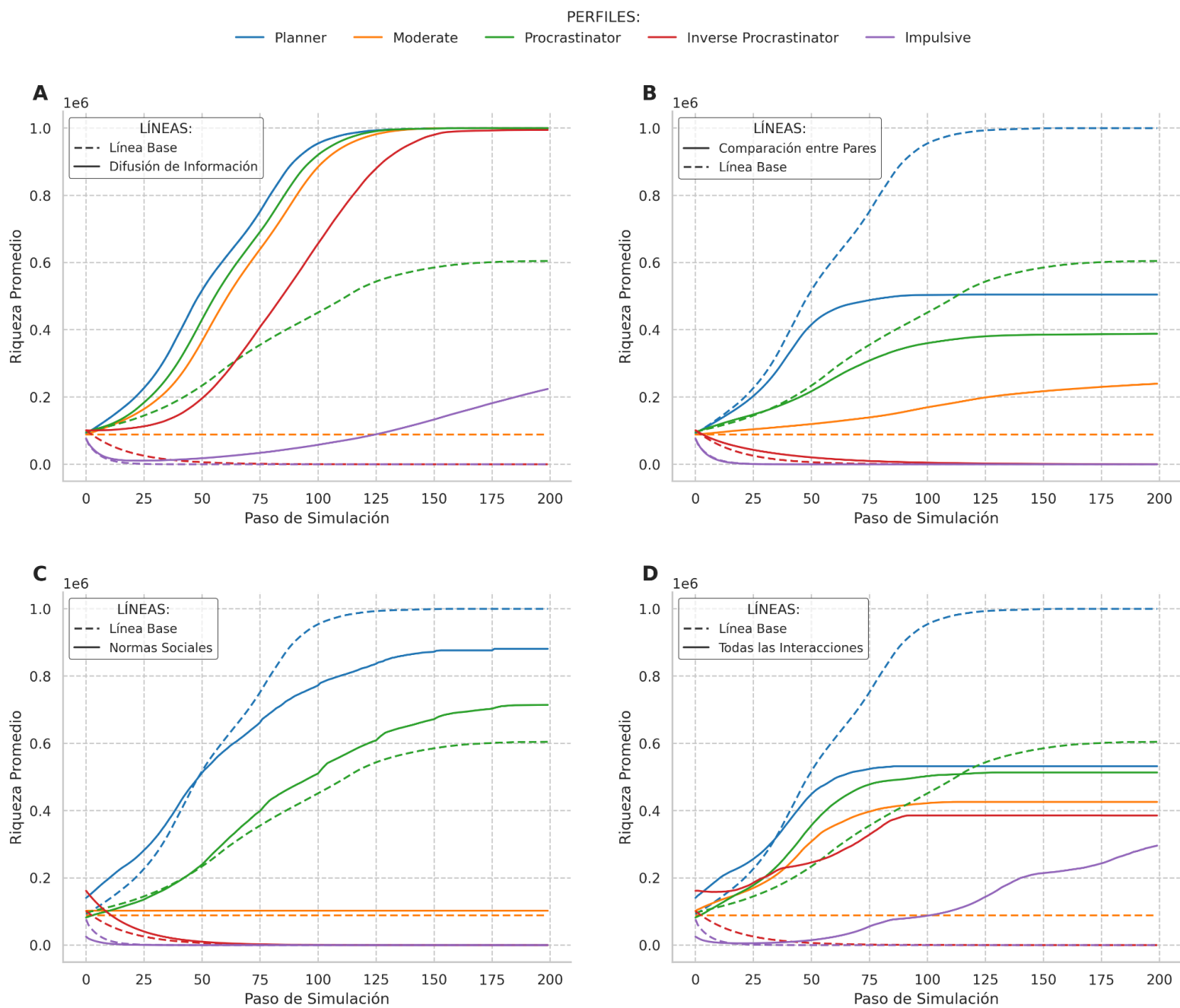


Figura 24. Trayectorias de riqueza promedio por perfil frente a la línea base ($R=1.12$)

Nota. La figura contrasta el comportamiento temporal de la acumulación de riqueza de los cinco perfiles bajo cada tratamiento experimental contra sus respectivas trayectorias en la línea base en un entorno de alto rendimiento. Las líneas continuas representan el tratamiento y las líneas discontinuas la condición de control.

El Panel A (Difusión de Información) evidencia cómo la asimilación de estrategias optimizadas beneficia a toda la población; todos los perfiles logran trayectorias de acumulación superiores a las de la condición de control. En contraste, el Panel B (Comparación entre Pares) revela el efecto restrictivo de la emulación de consumo. Bajo este tratamiento, la retención de capital de los perfiles ahorradores (Planificador, Procrastinador, Moderado) disminuye respecto a la línea base, mientras que los perfiles con mayor sesgo al presente convergen hacia la pobreza de manera más acelerada.

En los experimentos que alteran las preferencias intertemporales (Panel C: Normas Sociales y Panel D: Todas las Interacciones), se observa una reestructuración interna de las tasas de acumulación. Al aislar el mecanismo de normas sociales (Panel C), el perfil Planificador experimenta una reducción en su retención de capital frente a su línea base. De manera simultánea y en ambos tratamientos, los perfiles con sesgo al presente (Procrastinador, Moderado y, de manera notable en el Panel D, el Impulsivo) logran acumular niveles de riqueza superiores a sus condiciones de control. Esta reconfiguración está vinculada con la convergencia del parámetro β .

La Figura 25 ilustra la evolución temporal de dicho parámetro poblacional.

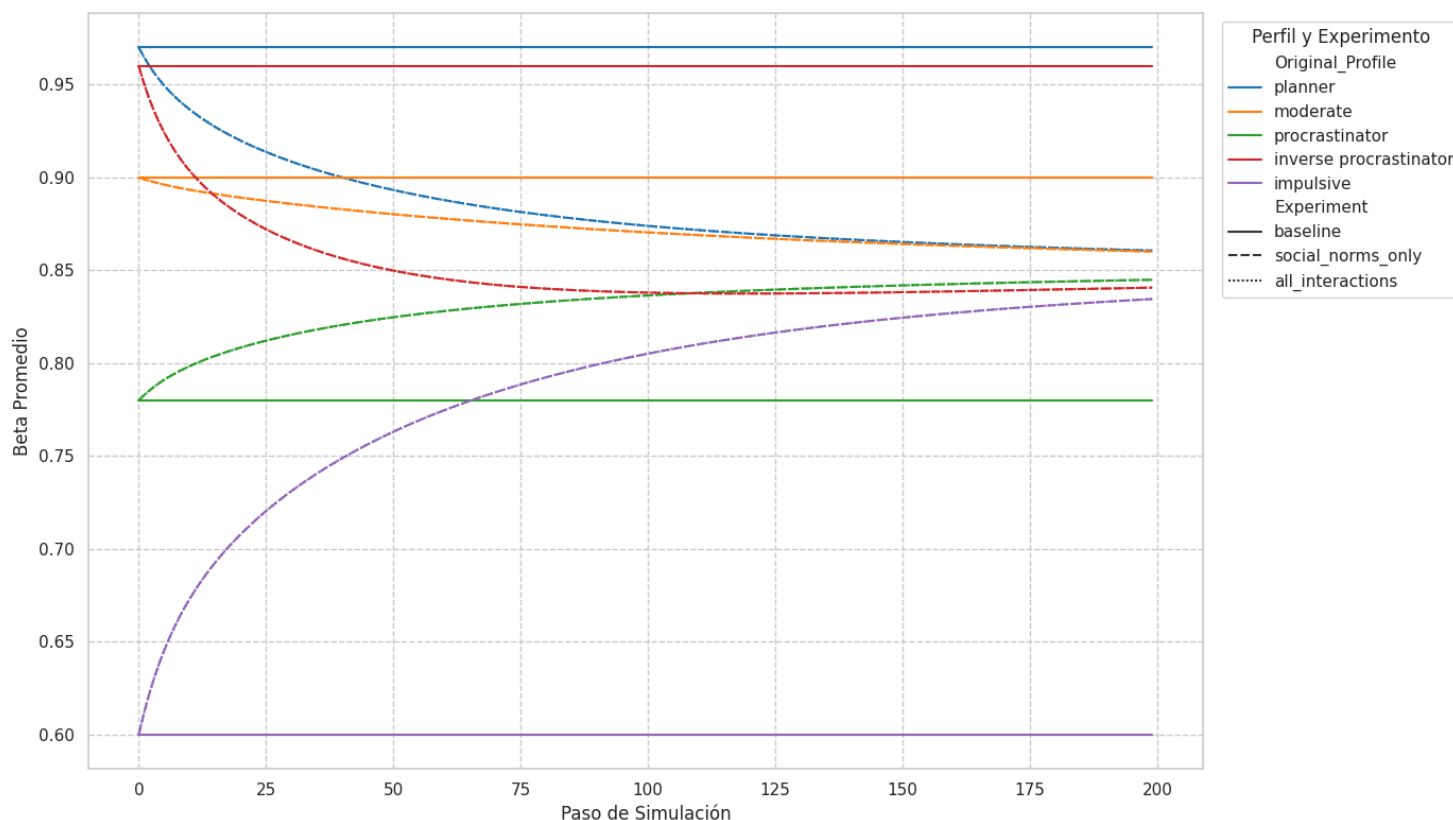


Figura 25. Evolución temporal del parámetro de sesgo al presente (β) por perfil ($R=1.12$)

Nota. La figura ilustra la convergencia matemática de las preferencias intertemporales bajo los mecanismos de Normas Sociales y Todas las Interacciones frente a la estabilidad del parámetro en la línea base. Las trayectorias de convergencia en los experimentos activos se superponen debido a la naturaleza del ajuste hacia la media poblacional.

Como lo muestra la gráfica, las preferencias intertemporales convergen hacia una norma social media ($\beta \approx 0.84$). Esta homogeneización reduce la paciencia de los planificadores (explicando su menor acumulación en los Paneles C y D) e incrementa gradualmente la paciencia de los perfiles impulsivos y procrastinadores. La adquisición de paciencia inducida por el entorno social permite que estos últimos aprovechen la alta tasa de interés ($R=1.12$) para generar capital. No obstante, al combinar este efecto con los demás mecanismos (Panel D), surge una dinámica divergente: mientras ciertos agentes impulsivos logran ahorrar, la interacción con la presión de consumo empuja a la mayoría de los perfiles hacia el límite inferior, generando la sociedad bimodal reportada en la sección anterior.

En la tabla 12 se cuantifican las dinámicas agregadas observadas en las secciones anteriores.

Tabla 12. Resumen de resultados para el entorno de alto rendimiento ($R=1.12$).

Escenario	Riqueza Promedio (t=200)	Valor p (vs. Línea Base)	Coefficiente de Gini (t=200)	Valor p (vs. Línea Base)	Consumo promedio (t=200)	Valor p (vs. Línea Base)	Riqueza mediana (t=200)	% de agentes en quiebra (t=200)
Línea Base	\$362,363.11	---	0.5624	---	\$43,464.58	---	\$95,275.09	12.83%
Difusión de Información	\$921,872.76	4.5519E-15	0.0767	0.0000E+00	\$110,440.95	2.1094E-15	\$1,000,001.00	0.00%
Comparación entre Pares	\$276,126.68	0.0000E+00	0.7254	0.0000E+00	\$33,017.10	0.0000E+00	\$0.00	65.60%
Normas Sociales (N=3)	\$382,265.14	2.6515E-01	0.5333	2.1479E-01	\$45,849.59	2.7287E-01	\$92,711.47	12.33%
Todos los Mecanismos (N=3)	\$451,011.12	3.5983E-02	0.5558	9.6061E-01	\$53,949.79	4.3002E-02	\$0.00	53.33%

El mecanismo de difusión de información muestra un impacto estadísticamente significativo en las métricas principales. Se observan incrementos en la riqueza promedio (a \$921,872), la riqueza mediana (a \$1,000,001, el nivel superior de la simulación) y el consumo promedio (a \$110,440), junto con una reducción del coeficiente de Gini (a 0.0767); todas estas diferencias frente a la línea base son significativas ($p < 0.001$). Este escenario también resultó en una tasa de quiebra de 0.00%.

En contraste, la comparación entre pares presentó efectos en dirección opuesta. Generó una disminución de la riqueza promedio (a \$276,126) y del consumo promedio (a \$33,017), así como un incremento en la desigualdad (Gini de 0.7254), todos validados por sus respectivos valores p ($p < 0.001$). Adicionalmente, la riqueza mediana se situó en \$0.00 y la tasa de quiebra aumentó al 65.60%.

Para el escenario de normas sociales (N=3), considerando el tamaño de muestra reducido, los resultados se abordan con un enfoque exploratorio. Las pruebas post-hoc de Games-Howell para la riqueza promedio ($p=0.265$), el coeficiente de Gini ($p=0.215$) y el consumo promedio ($p=0.272$) indican que las diferencias respecto a la línea base no alcanzan significancia estadística. Las métricas distributivas, como la riqueza mediana y el porcentaje en quiebra, se mantuvieron similares a la condición de control.

Por su parte, la combinación de todos los mecanismos (N=3) muestra un comportamiento diferenciado entre las métricas. Se registra un aumento estadísticamente significativo en la riqueza promedio (\$451,011, $p=0.036$) y en el consumo promedio (\$53,949, $p=0.043$). Sin embargo, el análisis de las métricas distributivas muestra que la riqueza mediana disminuyó a \$0.00 y la tasa de quiebra alcanzó el 53.33%. El coeficiente de Gini (0.5558) no presentó un cambio estadísticamente significativo ($p=0.960$) frente a la línea base. Es pertinente interpretar este coeficiente con precaución en este último escenario. Aunque el valor agregado (0.56) es cuantitativamente similar al de la línea base, representa una distribución distinta. Mientras que la línea base exhibe una distribución continua, el escenario con todos los mecanismos muestra una acumulación en los extremos, con un 53.33% de los agentes en quiebra. La concentración de agentes en el límite inferior de riqueza genera un efecto matemático que compensa la concentración de capital en la mitad superior. Por consiguiente, en este caso específico, la métrica agregada de Gini falla en reflejar la polarización que sí se observa en las estadísticas descriptivas.

5.4. Análisis estadístico.

Para validar empíricamente las diferencias observadas en las métricas agregadas presentadas en la sección 5.3, se realizó un análisis de significancia estadística. Este análisis utiliza los datos de los resultados del paso de tiempo final ($t=200$) de las replicaciones ejecutadas para cada escenario experimental.

El diseño experimental de este modelo computacional presenta dos características que invalidan el uso de métodos inferenciales paramétricos tradicionales, como el Análisis de Varianza (ANOVA) clásico de Fisher:

- Heterocedasticidad: La introducción de diferentes mecanismos sociales altera la variabilidad interna del sistema. Mientras que el comportamiento de la línea base es estable entre distintas semillas aleatorias, mecanismos como la comparación entre pares introducen fluctuaciones sustancialmente mayores, lo que genera varianzas desiguales entre los grupos experimentales.

- Tamaños de muestra desbalanceados: Debido a la restricción computacional impuesta por la iteración de la Función de Valor (VFI) para la ecuación de Bellman, los escenarios más complejos (normas sociales y todos los mecanismos combinados) se limitaron a muestras reducidas (N=7 para R=1.05 y N=3 para R=1.12), en comparación con las 30 réplicas de los demás escenarios. El uso de un ANOVA clásico bajo estas condiciones de varianzas desiguales y grupos desbalanceados incrementa el riesgo de cometer errores de Tipo I (falsos positivos). Por lo tanto, se adoptó un enfoque en dos etapas, cuyos resultados se reportan en las Tablas 13 y 14.

Tabla 13. Análisis estadístico para R = 1.05

Métrica probada	Comparación de experimentos	Estadístico F (ANOVA de Welch)	Estadístico t (Games-Howel I)	Valor p (Games-Howel I)
Riqueza Promedio Final	all_interactions vs. Baseline	55	6.1835	4.0320E-03
	info_diffusion_only vs. Baseline	55	13.3401	0.0000E+00
	peer_comparison_only vs. Baseline	55	-0.3383	9.9710E-01
	social_norms_only vs. Baseline	55	1.8860	3.9847E-01
Coefficiente de Gini final	all_interactions vs. Baseline	282	-17.1218	2.6675E-08
	info_diffusion_only vs. Baseline	282	-29.1040	0.0000E+00
	peer_comparison_only vs. Baseline	282	1.9895	2.8402E-01
	social_norms_only vs. Baseline	282	-4.3868	1.0861E-02
Consumo promedio final	all_interactions vs. Baseline	54	6.1757	4.0595E-03
	info_diffusion_only vs. Baseline	54	13.3174	6.2172E-15
	peer_comparison_only vs. Baseline	54	-0.2850	9.9852E-01
	social_norms_only vs. Baseline	54	1.8766	4.0265E-01
Ahorro promedio final	all_interactions vs. Baseline	55	6.1835	4.0320E-03
	info_diffusion_only vs. Baseline	55	13.3401	0.0000E+00
	peer_comparison_only vs. Baseline	55	-0.3383	9.9710E-01
	social_norms_only vs. Baseline	55	1.8860	3.9847E-01
Beta promedio final	all_interactions vs. Baseline	0.4230	N/A	> 0.05 (ns ANOVA)
	social_norms_only vs. Baseline	0.42299	N/A	> 0.05 (ns ANOVA)

Tabla 14. Análisis estadístico para R = 1.12

Metrica probada	Comparación de experimentos	Estadístico F (ANOVA de Welch)	Estadístico t (Games-Howell)	Valor p (Games-Howell)
Riqueza Promedio Final	all_interactions vs. Baseline	19,176	8.3107	3.5983E-02
	info_diffusion_only vs. Baseline	19,176	259.1924	4.5519E-15
	peer_comparison_only vs. Baseline	19,176	-20.1144	0.0000E+00
	social_norms_only vs. Baseline	19,176	2.8288	2.6515E-01
Coefficiente de Gini final	all_interactions vs. Baseline	14,163	-0.6124	9.6061E-01
	info_diffusion_only vs. Baseline	14,163	-214.2480	0.0000E+00
	peer_comparison_only vs. Baseline	14,163	36.5654	0.0000E+00
	social_norms_only vs. Baseline	14,163	-3.2625	2.1479E-01
Consumo promedio final	all_interactions vs. Baseline	18,796	7.7007	4.3002E-02
	info_diffusion_only vs. Baseline	18,796	256.8479	2.1094E-15
	peer_comparison_only vs. Baseline	18,796	-20.4246	0.0000E+00
	social_norms_only vs. Baseline	18,796	2.7870	2.7287E-01
Ahorro promedio final	all_interactions vs. Baseline	19,176	8.3107	3.5983E-02
	info_diffusion_only vs. Baseline	19,176	259.1924	0.0000E+00
	peer_comparison_only vs. Baseline	19,176	-20.1144	0.0000E+00
	social_norms_only vs. Baseline	19,176	2.8288	2.6515E-01
Beta promedio final	all_interactions vs. Baseline	0.2838	N/A	> 0.05 (ns ANOVA)
	social_norms_only vs. Baseline	0.2838	N/A	> 0.05 (ns ANOVA)

En la primera etapa, se aplicó un análisis de varianza global mediante la prueba ANOVA de Welch. A diferencia del método clásico, esta prueba ajusta los grados de libertad en el

denominador para compensar la heterocedasticidad y el desbalance muestral (Moder, 2010). Esta prueba evalúa si existe al menos una diferencia significativa entre todos los grupos, arrojando el Estadístico F de Welch. Es pertinente notar que la magnitud de este estadístico en las tablas es un comportamiento matemático que se produce al existir un nivel de ruido interno (varianza intra-grupo) sumamente bajo en comparación con el efecto de las reglas macroeconómicas (varianza inter-grupo). Por lo tanto el estadístico resultante es excepcionalmente alto, confirmando que las variaciones provienen de la dinámica del modelo y no de la aleatoriedad de las simulaciones.

En la segunda etapa, condicionada a que el ANOVA de Welch indicara significancia global ($p < 0.05$), se procedió a identificar la ubicación de las diferencias específicas mediante la prueba post-hoc de Games-Howell. Esta prueba es el estándar recomendado para comparaciones por pares cuando no se asume igualdad de varianzas ni de tamaños muestrales (Yang, 2025). El resultado de esta comparación es el Estadístico t de Games-Howell, cuyo signo indica la direccionalidad del efecto respecto a la línea base, y un valor p ajustado. En las métricas donde la prueba global no encontró diferencias significativas, el análisis post-hoc se omitió para evitar el dragado de datos, lo cual se reporta en las tablas como " > 0.05 (ns ANOVA)".

Utilizando un umbral de significancia estándar de $\alpha = 0.05$, las Tablas 13 y 14 detallan qué intervenciones produjeron cambios estadísticamente diferenciables frente al escenario de control, lo que le otorga un respaldo cuantitativo a las observaciones descriptivas de las secciones anteriores.

6. Discusión

6.1. Interpretación de los hallazgos relacionados con las preguntas de investigación.

Los hallazgos de la simulación revelan que la interacción entre el sesgo del presente individual y los factores sociales es compleja y no lineal, y vá más allá de una suma de influencias. Los mecanismos sociales no sólo modulan, sino que en escenarios específicos pueden anular las predisposiciones individuales, tanto para mitigar el sesgo presente como para empeorar el comportamiento de ahorro. El impacto de estas interacciones en el comportamiento de ahorro se infiere a través de la métrica de acumulación de riqueza, que, como se detalló en la metodología, captura el resultado agregado de las decisiones de ahorro de los agentes a lo largo del tiempo. Los resultados demuestran que el contexto social puede actuar como un mecanismo de "rescate" que promueve la acumulación de riqueza contra el

sesgo individual, o como una "trampa" que lleva a los agentes al desahorro incluso cuando los incentivos económicos del entorno favorecen lo contrario.

6.2. Interacción entre el descuento hiperbólico y los factores sociales.

El "efecto rescate" se observó de manera más clara bajo el mecanismo de difusión de información, sobre todo en el entorno de bajo rendimiento ($R=1.05$). En la simulación base, este entorno provocó un colapso económico agregado, donde la riqueza promedio final se desplomó a aproximadamente \$13,961, la mediana colapsó a \$1.54 y la tasa de quiebra alcanzó al 28.4% de la población. Pero al activar el mecanismo de la difusión de información se revirtió este resultado. El mecanismo permitió a los agentes con alto sesgo presente (como "Procrastinadores" e "Impulsivos") adoptar poco a poco la estrategia de ahorro más racional del perfil "Planificador". Esto detuvo el colapso, estabilizando la riqueza promedio en un nivel significativamente más alto (\$54,033), elevando la riqueza mediana a \$8,104 y eliminando virtualmente la quiebra (1.10%). En este caso, la influencia social proporcionó un plan racional externo que permitió a los agentes superar su sesgo interno, promovió un comportamiento de ahorro efectivo y, por tanto, una mayor acumulación de riqueza.

Por el contrario, el efecto de "trampa" se vio influenciado por mecanismo de comparación entre pares y fue más obvio en el entorno de alto rendimiento ($R=1.12$). En este escenario, la línea base indicaba que los incentivos económicos eran suficientes para que la mayoría de la población (80%) ahorrara y así pudiera lograr una riqueza promedio alta, una mediana saludable (\$95,275) y una baja tasa de quiebra (12.83%). La introducción de la comparación de consumo anuló este incentivo. Los agentes fueron influenciados a un sobreconsumo para igualar a sus vecinos, lo que resultó en un desastre en la distribución de riqueza: la riqueza mediana colapsó a \$0.00 y la tasa de quiebra se disparó al 65.60%. Esto hace ver que la presión social por consumir puede ser una fuerza más potente que el incentivo económico individual para ahorrar, llevando a un desahorro masivo y al agotamiento de la riqueza incluso en un entorno próspero.

El hallazgo principal de esta investigación es la identificación de una interacción sinérgica negativa, observada en el escenario donde todos los mecanismos sociales se activaron simultáneamente. Este escenario produjo resultados paradójicos: las métricas agregadas parecían aceptables, mostrando una alta riqueza promedio (incluso superior a la línea base, alcanzando \$451,011 en el entorno de $R=1.12$) y un coeficiente de Gini estable. Pero, se ocultaba un colapso distributivo, con una riqueza mediana de \$0.00 y tasas de quiebra superiores al 53%. La explicación de esta polarización está en una trampa social: la difusión de información creó un grupo de "súper-ahorradores" que acumularon riqueza y pudieron permitirse niveles de consumo más altos. El mecanismo de comparación entre pares expuso al

resto de la población a este consumo elevado, y al intentar imitarlo, los agentes más pobres o con mayor sesgo aceleraron su propio desahorro, lo que los condujo a la quiebra. Esto demuestra que la interacción de mecanismos (uno aparentemente beneficioso como la educación y otro perjudicial como la comparación) puede polarizar la sociedad, creando una pequeña élite rica y una mayoría que fracasa en acumular ahorros.

6.3. Importancia de los diferentes mecanismos sociales modelados.

Al comparar los mecanismos, la simulación revela una jerarquía de influencia basada en qué aspecto del agente es el objetivo de la influencia social. La difusión de información fue el único mecanismo indiscutiblemente beneficioso porque actúa como un "ancla cognitiva": proporciona un objetivo externo, racional y estable (la estrategia del "Planificador") que anula el sesgo presente. En contraste, la comparación entre pares fue el mecanismo más perjudicial porque actúa como un "ancla social relativa": proporciona un objetivo visible, irracional y volátil (el consumo del vecino) que explota el sesgo presente en lugar de combatirlo.

El caso del mecanismo de normas sociales presenta es más complejo, con un impacto agregado neutral. A diferencia de los otros mecanismos que influyen en el comportamiento (qué plan seguir o cuánto consumir), este fue diseñado para ser el más profundo, al influir en la preferencia subyacente (el parámetro beta) y cambiarlo a lentamente en el tiempo. El hecho de que su impacto agregado fuera mínimo no debe interpretarse como un fracaso del mecanismo, sino como un hallazgo en sí mismo. Sugiere una inercia significativa en las preferencias: cambiar las normas culturales profundas sobre la paciencia es un proceso lento. Las limitaciones computacionales del modelo (el recálculo de la VFI cada 25 pasos y el número relativamente pequeño de pasos) simulan esta fricción del mundo real, donde un agente no re-evalúa su visión del mundo instantáneamente, lo que explica por qué su efecto no fue tan pronunciado como el de las anclas de comportamiento más inmediatas.

En el escenario de "todas las interacciones" no se produjo un punto medio entre la influencia positiva de la difusión de información y la negativa de la comparación entre pares, sino que la interacción entre mecanismos causó una sinergia negativa. El mecanismo perjudicial (comparación de pares) no fue mitigado por el beneficioso (difusión de información), sino que lo utilizó como combustible. Esto demuestra que los mecanismos sociales no se anulan entre sí; el contexto social negativo puede secuestrar una intervención positiva y usarla para acelerar la polarización de la riqueza.

6.4. Conexión con el marco teórico

Los resultados obtenidos a través de la simulación computacional permiten establecer conexiones con los modelos teóricos descritos en el capítulo 2. Primero, la fase de validación y la línea base del modelo confirman la robustez del marco de Cao y Werning (2018) como descriptor y predictor del comportamiento individual en aislamiento. La existencia del umbral de tasa de interés (R^*), determinado por los parámetros de impaciencia beta y delta, demostró ser un buen mecanismo para dictar las tendencias de acumulación o desahorro en ausencia de interacciones sociales. Sin embargo, la investigación también muestra que este determinismo individual, basado en el descuento cuasi-hiperbólico, no es estático; las interacciones sociales demostraron poder de desplazar a los agentes de sus trayectorias de equilibrio teóricas, ya sea mitigando el sesgo del presente o empeorando sus consecuencias negativas.

La dinámica observada en el mecanismo de comparación entre pares coincide con la literatura sobre consumo relativo y efectos de vecindario revisada anteriormente. Los hallazgos de la simulación, donde la observación del consumo ajeno condujo a una mayor tasa de quiebra incluso en entornos económicos favorables, ofrecen una validación computacional al fenómeno del consumo de goteo descrito por Bertrand y Morse (2013). Al igual que en sus observaciones, el modelo mostró que la exposición a patrones de gasto elevados observados en agentes con mayor riqueza ejerce presión sobre los individuos con menores recursos o mayor sesgo al presente, lo que los lleva a niveles de consumo insostenibles. Esto sugiere que la función de utilidad de los agentes se ve influenciada en gran manera por la posición relativa dentro de la red social, lo que puede anular los incentivos racionales para el ahorro.

Por otra parte, el éxito del mecanismo de difusión de información se alinea con las investigaciones de Lusardi y Mitchell (2014, 2015) sobre la importancia de la alfabetización financiera. La simulación sirvió para ilustrar cómo la transferencia de estrategias óptimas a través de la red social sustituye a las tendencias internas individuales, permitiendo a los agentes más impulsivos replicar comportamientos de planificación. Los resultados sugieren que el aprendizaje social positivo puede reducir la brecha entre las intenciones normativas de ahorro y las acciones reales.

Respecto al mecanismo de normas sociales, este parece coincidir con la teoría de conformidad social de Bernheim (1994), la cual describe la homogeneización de preferencias en una sociedad, sin embargo, como se vio en los resultados, la implementación en el modelo de este mecanismo arrojó produjo dicha homogeneización de una forma muy gradual y con un número de periodos insuficientes para que tuviera un impacto significativo. La inmediatez de la comparación de consumo tiende a dominar sobre el ajuste de los parámetros de descuento a largo plazo. Por lo tanto, en presencia de desigualdades iniciales, el entorno social no actúa necesariamente como un igualador, sino como un amplificador de las dinámicas de gasto y

ahorro existentes, pudiendo generar divergencia en lugar de conformidad. Esto aporta una nueva perspectiva a la teoría económica conductual, ya que muestra que los entornos sociales no son benéficos o perjudiciales en sí mismos, sino que actúan como amplificadores de las dinámicas subyacentes de acumulación y gasto.

6.5. Implicaciones

Los hallazgos de esta investigación tienen implicaciones teóricas significativas, ya que evidencian que las preferencias intertemporales son propias e inseparables de la estructura social, en contraste con los modelos macroeconómicos tradicionales para reflejar los cambios de la acumulación de riqueza. El hecho de que la presión social por el consumo pueda anular los incentivos económicos de una alta tasa de interés cuestiona la noción neoclásica de que el ahorro sólo cambia en función de la tasa de interés (Lorek & Spangenberg, 2005). Metodológicamente, la integración de la programación dinámica (Iteración de la Función de Valor) con el Modelado Basado en Agentes (MBA) confirma su utilidad como herramienta para capturar fenómenos emergentes complejos, como las trampas de pobreza y la polarización de la riqueza.

En el ámbito práctico y de política pública, los resultados cuestionan la eficacia de los incentivos monetarios aislados para fomentar el ahorro. La literatura señala que la política monetaria convencional, como el manejo de las tasas de interés, puede tener impactos distributivos muy variados e incluso regresivos en contextos de alta desigualdad, dado que su impacto se filtra según la estructura financiera cada hogar (Akerlof y Shiller, 2015). Por ejemplo, en el escenario de la simulación donde el aumento de las tasas ($R=1.12$), se incrementó la quiebra bajo la comparación social, coincide con las preocupaciones de que los incentivos al ahorro típicos pueden ser insuficientes o fallar si no se abordan las barreras conductuales y sociales subyacentes. Esto enfatiza la importancia de la alfabetización financiera, ya que la difusión de información positiva provee una estrategia de ahorro racional para contrarrestar el sesgo presente. Para la industria financiera, esto sugiere que el diseño de productos debe incorporar mecanismos de compromiso y utilizar estrategias de *nudge* (empujón) que promuevan la visibilidad del ahorro, más que la del consumo, como un medio efectivo para influir en las decisiones (Thaler y Sunstein, 2008). Siguiendo esta línea de razonamiento conductual, los hallazgos de esta tesis permiten expandir el concepto de *nudge* hacia el diseño de entornos digitales que contrarresten las presiones sociales negativas.

En el mundo real, la mitigación de la comparación entre pares requiere abordar la asimetría donde el consumo es visible y socialmente premiado, mientras que el ahorro, aunque se considera importante, se maneja como un asunto privado y poco discutido. Los hallazgos de esta simulación sugieren que las intervenciones prácticas, tanto en política pública como en la industria financiera, deben enfocarse en alterar la estructura de la visibilidad financiera. En

la era digital, la tecnología tiene la capacidad de revertir esta dinámica mediante la “gamificación” y la validación social positiva. Las aplicaciones financieras pueden diseñarse para ofrecer una gratificación inmediata al acto de ahorrar, transformándolo en una señal de estatus observable. Esto podría aplicarse en plataformas que otorguen insignias de “salud financiera” compartibles, o fomenten grupos de ahorro comunitarios donde la norma social sea la competencia por la estabilidad y no por el gasto. Si el sesgo del presente y la presión de pares no pueden eliminarse de la biología de los humanos, las herramientas del mundo real deben reorientar el deseo de validación social, haciendo que la prudencia financiera llame tanto la atención y sea tan gratificante como el consumo.

7. Conclusión y trabajo futuro

7.1. Resumen de hallazgos y contribuciones.

La principal contribución metodológica de esta investigación fue la integración de la programación dinámica, específicamente mediante el algoritmo de Iteración de la Función de Valor, dentro de una arquitectura de Modelado Basado en Agentes. Este enfoque híbrido le proporcionó a cada agente de una lógica de decisión sofisticada, basada en la optimización intertemporal de la utilidad y la capacidad de resolver el problema del ahorro bajo restricciones presupuestarias y sesgos de descuento hiperbólico. Esta estructura permitió simular una población heterogénea de agentes que no solo actúan con reglas de decisión individuales, sino que operan dentro de una topología de red social. Se espera que esta nueva metodología ayude a superar las limitaciones de los modelos macroeconómicos tradicionales para capturar cómo las decisiones microeconómicas complejas interactúan para generar fenómenos emergentes. Gracias a esta metodología, fue posible validar que, aunque los agentes aislados responden predeciblemente a los incentivos de las tasas de interés según sus umbrales de impaciencia, la introducción de dinámicas sociales altera considerablemente estas trayectorias racionales. El modelo reveló que la difusión de información actúa como un mecanismo correctivo, que deja a agentes con limitaciones cognitivas adopten mejores estrategias de optimización, lo que lleva a una reducción de la desigualdad y reduce a los agentes en quiebra. Por el contrario, se identificó que la comparación de consumo entre pares ejerce una presión desestabilizadora que puede anular los incentivos económicos de un entorno de alto rendimiento, lo que acelera el desahorro y exacerba la polarización de la riqueza.

Finalmente, la capacidad de la simulación para procesar interacciones simultáneas demostró que la combinación de mecanismos sociales genera resultados no lineales que no pueden inferirse del análisis de factores aislados. Al activarse al mismo tiempo los mecanismos de aprendizaje financiero y la comparación del consumo resultó en una sinergia negativa, que

provocó una distribución de riqueza polarizada, donde la mejora de los indicadores promedio ocultó un colapso en la mediana de bienestar de la población. Estos hallazgos confirman la utilidad del marco metodológico desarrollado para examinar la interdependencia entre la estructura social y la psicología individual, y ofrecen una perspectiva integral que cuestiona la eficacia de los incentivos monetarios convencionales cuando no se consideran las barreras conductuales y el contexto social.

7.2. Limitaciones del estudio.

La viabilidad experimental de esta investigación estuvo fuertemente condicionada por restricciones computacionales dadas por la arquitectura matemática del modelo. La base de la toma de decisiones de los agentes requiere resolver la ecuación de Bellman mediante el algoritmo de Iteración de la Función de Valor (VFI). Al integrar este mecanismo dentro de un entorno de Modelado Basado en Agentes (MBA), la carga de procesamiento crece de manera exponencial. Por ello, la escala de la simulación se delimitó a una población de 100 agentes. Asimismo, para los mecanismos que exigían un recálculo dinámico de las políticas óptimas en tiempo de ejecución, como el de normas sociales, los tiempos de simulación forzaron una reducción en el número de replicaciones. Por este motivo, como se detalló en el análisis de resultados, el alcance de la interpretación para estos escenarios específicos se limitó a un enfoque descriptivo y exploratorio.

Estas limitaciones estructurales tuvieron consecuencias directas en la parametrización del modelo y explican la ausencia de un análisis de sensibilidad exhaustivo. Aunque inicialmente se contempló la asignación de distribuciones continuas para los parámetros de preferencia temporal (β y δ) para representar una heterogeneidad más realista, este enfoque habría exigido resolver el algoritmo VFI de forma independiente para cada agente en cada periodo, elevando el costo computacional a niveles inviables. En consecuencia, se optó por una distribución de perfiles fijos. Por esta misma razón, realizar un barrido paramétrico cruzado (Por ejemplo, iterando variaciones en la fuerza de los mecanismos sociales, topologías de red o distribuciones iniciales) genera una explosión combinatoria que vuelve los tiempos de procesamiento prohibitivos. Por lo tanto, los escenarios presentados en este estudio deben interpretarse como evaluaciones puntuales que demuestran la viabilidad teórica de las interacciones propuestas bajo parámetros controlados, dejando la exploración exhaustiva de la robustez del espacio paramétrico para futuras investigaciones equipadas con mayor poder de cómputo.

Finalmente, las restricciones en el horizonte temporal de la simulación afectaron la observación de ciertos fenómenos que requieren de más tiempo para madurar. El mecanismo de normas sociales, diseñado para modelar cambios profundos y graduales en las preferencias subyacentes, mostró un impacto agregado marginal. Esto sugiere que el número de periodos simulados ($t=200$) no fue suficiente para que la convergencia cultural e

intertemporal se manifestara por completo. La dificultad de simular horizontes temporales más extensos sin incurrir en cuellos de botella computacionales limitó la exploración de dinámicas de largo plazo, dejando abierta la pregunta sobre si estos mecanismos de conformidad social podrían tener efectos macroeconómicos más pronunciados en escalas temporales mayores.

7.3. Orientaciones para futuras investigaciones

A partir de las limitaciones identificadas y la estructura lógica establecida, se abren varias vías para la continuación de este trabajo. Una prioridad es la optimización técnica del modelo para superar las limitaciones de escalabilidad. Esto implica no sólo una revisión y refinamiento del código existente para reducir los tiempos de cálculo, sino también la implementación de técnicas de aceleración por hardware, como el uso de unidades de procesamiento gráfico (CUDA), que son ideales para la paralelización masiva requerida por la iteración de la Función de Valor. Estas mejoras permitirían simular poblaciones más grandes y horizontes temporales más extensos.

Una vez fortalecida la capacidad computacional, es necesario realizar la validación por sensibilidad que quedó pendiente en este estudio. Futuras investigaciones deberían someter el modelo a un escrutinio riguroso variando sistemáticamente los parámetros clave, como la distribución de los perfiles de agentes, las tasas de interés y la topología de la red social. Asimismo, sería pertinente visitar la asignación de parámetros aleatorios para beta y delta, lo que permitiría capturar mejor la heterogeneidad individual que se pierde con los perfiles fijos. Este análisis de robustez es indispensable para confirmar si las dinámicas emergentes observadas, como la polarización de la riqueza bajo presión social, se sostienen bajo condiciones diversas.

Más allá de la validación técnica, el marco metodológico desarrollado ofrece una base sólida para el diseño de aplicaciones prácticas y teóricas. Se sugiere utilizar este "laboratorio computacional" para diseñar y testear intervenciones de política económica o *nudges* conductuales orientados a mejorar el ahorro. Por ejemplo, se podría simular el impacto de programas de educación financiera focalizados o esquemas de ahorro por defecto dentro de la red social. Finalmente, la combinación de programación dinámica y modelado basado en agentes presenta un potencial que puede ir más allá del ámbito del ahorro; esta misma lógica podría adaptarse para modelar otros comportamientos económicos complejos donde interactúan la optimización individual y la influencia social, como la gestión de la deuda, la participación en el mercado laboral o la adopción de tecnologías, invitando a la comunidad académica a expandir y modificar este modelo para nuevos propósitos de investigación.

8. Bibliografía

- Adda, J., & Cooper, R. (2003). *Dynamic Economics: Quantitative Methods and Applications*. MIT Press.
- Ainslie, G. (1975). Specious reward: A behavioral theory of impulsiveness and impulse control. *Psychological Bulletin*, 82(4), 463–496.
- Ainslie, G. (1992). *Picoeconomics: The strategic interaction of successive motivational states within the person*. Cambridge University Press.
- Akerlof, G. A., & Shiller, R. J. (2015). *Phishing for Phools: The Economics of Manipulation and Deception*. Princeton University Press.
- Albert, R., & Barabási, A. (2002). Statistical mechanics of complex networks. *Reviews of Modern Physics*, 74(1), 47–97. <https://doi.org/10.1103/revmodphys.74.47>
- Antonelli, Y. (2024). Bellman-equation-economics [Computer software]. GitHub. <https://github.com/YuriAntonelli/bellman-equation-economics>
- Bawalle, A. A., Lal, S., Nguyen, T. X. T., Khan, M. S. R., & Kadoya, Y. (2024). Navigating Time-Inconsistent Behavior: The Influence of Financial Knowledge, Behavior, and Attitude on Hyperbolic Discounting. *Behavioral Sciences*, 14(11), 994. <https://doi.org/10.3390/bs14110994>
- Bellman, R. E. (1957). *Dynamic Programming*. Princeton University Press.
- Bernheim, B. D. (1994). A theory of conformity. *Journal of political Economy*, 102(5), 841–877.
- Bernheim, B. D. (2002). Taxation and saving. In *Handbook of public economics* (Vol. 3, pp. 1173–1249). Elsevier
- Bertrand, M., & Morse, A. (2013). Trickle-Down Consumption. *The Review of Economics and Statistics*, 98(5), 863–879. <https://doi.org/10.3386/w18883>
- Browning, M., & Lusardi, A. (1996). Household saving: Micro theories and micro facts. *Journal of Economic literature*, 34(4), 1797–1855.
- Bonabeau, E. (2002). Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(suppl_3), 7280–7287. <https://doi.org/10.1073/pnas.082080899>

- Bourse Securities Limited. (2024). Investment profile in Focus: The Conservative Investor | 29.07.2024 - Bourse Securities Limited. bourseinvestment.com. Retrieved September 8, 2025, from <https://bourseinvestment.com/weekly-review/investment-profile-in-focus-the-conservative-investor-29-07-2024/>
- Cao, D., & Werning, I. (2018). Saving and Dissaving With Hyperbolic Discounting. *Econometrica*, 86(3), 805-857. <https://doi.org/10.3982/ecta15112>
- Ceriani, L., & Verme, P. (2011). The origins of the Gini index: extracts from Variabilità e Mutabilità (1912) by Corrado Gini. *The Journal of Economic Inequality*, 10(3), 421-443. <https://doi.org/10.1007/s10888-011-9188-x>
- Cheung, S. L., Agnieszka, T., & Wang, X. (2023). A meta-analysis of quasi-hyperbolic discount. The University of Sydney.
- Christianto, J. A., & Asandimitra, N. (2023). Analysis of Factors Influencing Saving Behavior among the Millennial Generation in Surabaya with Saving Intention as a Mediating Variable. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, 13(11). <https://doi.org/10.6007/ijarbss/v13-i11/19286>
- Credit Suisse / UBS. (2019). Global Wealth Report
- Credit Suisse / UBS. (2024). Global Wealth Report.
- De Bassa Scheresberg, C. (2013). Financial Literacy and Financial Behavior among Young Adults: Evidence and Implications. *Numeracy*, 6(2). <https://doi.org/10.5038/1936-4660.6.2.5>
- Del Castillo, M. (2017). La distribución y desigualdad de los activos financieros y no financieros en México. En cepal.org. Comisión Económica para América Latina. <https://www.cepal.org/es/publicaciones/41833-la-distribucion-desigualdad-activos-financieros-financieros-mexico>
- Downey, A. B. (2016). Think complexity (Version 2.6.3) [E-book]. Green Tea Press. <https://greenteapress.com/complexity2/thinkcomplexity2.pdf>
- Duflo, E., & Saez, E. (2003). The role of information and social interactions in retirement plan decisions: Evidence from a randomized experiment. *The Quarterly journal of economics*, 118(3), 815-842.

- Elliott, E., & Kiel, L. D. (2002). Exploring cooperation and competition using agent-based modeling. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 99 Suppl 3(Suppl 3), 7193–7194. <https://doi.org/10.1073/pnas.102079099>
- Fagiolo, G., Moneta, A., & Windrum, P. (2007). A Critical Guide to Empirical Validation of Agent-Based Models in Economics: Methodologies, Procedures, and open Problems. *Computational Economics*, 30(3), 195–226. <https://doi.org/10.1007/s10614-007-9104-4>
- Feldstein, M., & Horioka, C. (1980). Domestic saving and international capital flows. *The economic journal*, 90(358), 314-329.
- Festinger, L. (1954). A theory of social comparison processes. *Human Relations*, 7, 117–140. <https://doi.org/10.1177/001872675400700202>
- Frederick, S., Loewenstein, G., & O'Donoghue, T. (2002). Time discounting and time preference: A critical review. *Journal of Economic Literature*, 40(2), 351–401. <https://doi.org/10.1257/002205102320161312>
- GeeksforGeeks. (2025, September 1). Dictionaries in Python. GeeksforGeeks. <https://www.geeksforgeeks.org/python/python-dictionary/>
- Gilbert, N. (2008). *Agent-based models*. SAGE Publications, Inc., <https://doi.org/10.4135/9781412983259>
- Hammond, R., Wallace, R., Geller, A., & Ogawa, V. A. (2015). Considerations and best practices in Agent-Based Modeling to inform Policy. In committee on the Assessment of Agent-Based Models to Inform Tobacco Product Regulation, Board on Population Health and Public Health Practice, & Institute of Medicine (Eds.), *Assessing the Use of Agent-Based Models for Tobacco Regulation (1st ed., p. 161)*. The National Academies Press. http://www.nap.edu/catalog.php?record_id=19018
- Hasell, J (2023) - “Measuring inequality: what is the Gini coefficient?” Published online at OurWorldinData.org. Retrieved from: '<https://ourworldindata.org/what-is-the-gini-coefficient>'
- Havranek, T., Horvath, R., Irsova, Z., & Rusnak, M. (2013). Cross-Country heterogeneity in intertemporal substitution. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2324903>
- Healey, P. B., Olander, F., & Seipel, C. (1971). *Psychological approaches to the study of saving*. *Canadian Journal of Economics/Revue Canadienne D Économique*, 4(3), 423. <https://doi.org/10.2307/133798>
- Heckman, S., & Hanna, S. D. (2015). Individual and institutional factors related to Low-Income Household saving behavior. *Journal of Financial Counseling and Planning*, 26(2). https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2589976

- The Institute for New Economic Thinking at the Oxford Martin School [INET]. (2025, March 21). Agent based modelling comes of age. INET Oxford.
<https://www.inet.ox.ac.uk/news/agent-based-modelling-comes-of-age>
- Jha, J., & Kelley, E. J. (2023). Returns to Relationships: Social Capital and Household Welfare in India. *Social Sciences*, 12(3), 184. <https://doi.org/10.3390/socsci12030184>
- Kaddouri, A. (2025, January 31). SMYTHOS - Agent-Based Modeling Techniques: A guide to simulating Complex systems. SmythOS.
<https://smythos.com/ai-agents/agent-architectures/agent-based-modeling-techniques/>
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47(2), 263-291.
- Kiesling, E., Günther, M., Stummer, C. *et al.* Agent-based simulation of innovation diffusion: a review. *Cent Eur J Oper Res* 20, 183–230 (2012).
<https://doi.org/10.1007/s10100-011-0210-y>
- KoshurAI. (2024, September 27). Understanding Linear Interpolation: A simple guide. Medium; Medium.
<https://koshurai.medium.com/understanding-linear-interpolation-a-simple-guide-fe817d89cb7c7>
- Krusell, P., & Smith, A. A., Jr. (2003). Consumption-Savings Decisions with Quasi-Geometric Discounting. *Econometrica*, 71(1), 365–375.
- Kuchler, T., & Stroebel, J. (2020). Social finance. SSRN Electronic Journal.
<https://doi.org/10.2139/ssrn.3725297>
- Laibson, D. (1997). Golden eggs and hyperbolic discounting. *Quarterly Journal of Economics*, 112(2), 443–477. <https://doi.org/10.1162/003355397555253>
- Laibson, D., Repetto, A., & Tobacman, J. (1998). Self-control and saving for retirement. *Brookings Papers on Economic Activity*, 1998(1), 91-196
- Laibson, D., Lee, S. C., Maxted, P., Repetto, A., & Tobacman, J. (2007). Estimating Discount Functions with Consumption Choices over the Lifecycle. <https://doi.org/10.3386/w13314>
- Lychkina, N. N., & Morozova, Y. A. (2015). Agent based modeling of pension system development processes. 2015 SAI Intelligent Systems Conference (IntelliSys), 26, 857–862. <https://doi.org/10.1109/intellisys.2015.7361243>
- Loewenstein, G., & Thaler, R. H. (1989). Anomalies: Intertemporal choice. *Journal of Economic Perspectives*, 3(4), 181–193. <https://doi.org/10.1257/jep.3.4.181>

- Lorek, S., & Spangenberg, J. H. (2005). Consumption and saving. In *Encyclopedia of Social Measurement* (pp. 471–480). <https://doi.org/10.1016/b0-12-369398-5/00543-0>
- Lorscheid, I., Heine, B., & Meyer, M. (2011). Opening the ‘black box’ of simulations: increased transparency and effective communication through the systematic design of experiments. *Computational and Mathematical Organization Theory*, 18(1), 22–62. <https://doi.org/10.1007/s10588-011-9097-3>
- Lusardi, A. (2008). Financial Literacy: An Essential Tool for Informed Consumer Choice? *NBER Working Papers*. <https://doi.org/10.3386/w14084>
- Lusardi, A. (2008). Household Saving Behavior: The role of financial literacy, information, and financial education programs. <https://doi.org/10.3386/w13824>
- Lusardi, A., & Mitchell, O. S. (2014). The economic importance of financial literacy: Theory and evidence. *Journal of economic literature*, 52(1), 5-44. DOI: 10.1257/jel.52.1.5
- Madrian, B. C., & Shea, D. F. (2001). The power of suggestion: Inertia in 401(k) participation and savings behavior. *The Quarterly Journal of Economics*, 116(4), 1149–1187.
- Maskin, E., & Tirole, J. (2001). Markov Perfect Equilibrium. *Journal of Economic Theory*, 100(2), 191–219. <https://doi.org/10.1006/jeth.2000.2785>
- Manzo, G., Translated by Matthews, T. (2014) . Potentialities and Limitations of Agent-based Simulations An introduction. *Revue française de sociologie*, Vol. 55(4), 653-688. <https://shs.cairn.info/journal-revue-francaise-de-sociologie-2014-4-page-653?lang=en>
- Matousek, J., Havranek, T., & Irsova, Z. (2022). Individual discount rates: a meta-analysis of experimental evidence. *Experimental Economics*, 25(1), 318–358. doi:10.1007/s10683-021-09716-9
- Mesa: Agent-based modeling in Python — Mesa .1 documentation. (2025). Retrieved September 3, 2025, from <https://mesa.readthedocs.io/latest/>
- Mitchell, O. S., & Lusardi, A. (2015). Financial Literacy and Economic Outcomes: evidence and policy implications. *The Journal of Retirement*, 3(1), 107–114. <https://doi.org/10.3905/jor.2015.3.1.107>
- Moder, K. (2010). Alternatives to F-test in one way ANOVA in case of heterogeneity of variances (a simulation study). *Psychological Test and Assessment Modeling*, 52(4), 343–353.
- Modigliani, F., & Brumberg, R. (1954). Utility analysis and the consumption function: An interpretation of cross-section data. In K. K. Kurihara (Ed.), *Post-Keynesian economics*

- (pp. 388-436). Rutgers University Press.
- Montgomery, D. C. (2017). *Design and analysis of experiments*. John Wiley & Sons.
- O'Donoghue, T., & Rabin, M. (1999). Doing it now or later. *American Economic Review*, 89(1), 103–124. <https://doi.org/10.1257/aer.89.1.103>
- O'Donoghue, T., & Rabin, M. (2001). Choice and procrastination. *The Quarterly Journal of Economics*, 116(1), 121-160. <https://doi.org/10.1162/003355301556365>
- Perla, J., Sargent, T. J., & Stachurski, J. (2025). Discrete State Dynamic Programming. Quantitative Economics With Julia. [https://julia.quantecon.org/dynamic_programming/discrete_dp.html#:~:text=Discrete%20dynamic%20programs%20\(DDPs\)%20are%20a%20class,theory%20*%20Asset%20pricing%20*%20Industrial%20organization](https://julia.quantecon.org/dynamic_programming/discrete_dp.html#:~:text=Discrete%20dynamic%20programs%20(DDPs)%20are%20a%20class,theory%20*%20Asset%20pricing%20*%20Industrial%20organization)
- Phelps, E. S., & Pollak, R. A. (1968). On Second-Best National Saving and Game-Equilibrium growth. *The Review of Economic Studies*, 35(2), 185. <https://doi.org/10.2307/2296547>
- Phelps, C. E. (2024). A user's guide to economic utility functions. *Journal of Risk and Uncertainty*. <https://doi.org/10.1007/s11166-024-09443-5>
- Poterba, James, (1994), Public Policies and Household Saving, National Bureau of Economic Research, Inc, <https://EconPapers.repec.org/RePEc:nbr:nbk:pote94-2>.
- Ramos, L. P. (2024, December 15). Python Classes: The power of Object-Oriented Programming. <https://realpython.com/python-classes/>
- Rasmusen, E. (2008). Some common confusions about hyperbolic discounting. Working Paper. <https://www.rasmusen.org/special/hyperbolic-rasmusen.pdf>
- Ruiz Roldán, M. (2024). Estimating the elasticity of intertemporal substitution for Mexico: A synthetic cohort panel approach. Centro De Investigación y Docencia Económicas.
- Sabu, F. T., & Dinakar, K. (2024). INFLUENCE OF PEER PRESSURE ON INDIVIDUAL SAVINGS BEHAVIOUR. *International Journal Of Advance Research And Innovative Ideas In Education*, 10(4), 2581-2593.
- Saltelli, A., Ratto, M., Andres, T., Campolongo, F., Cariboni, J., Gatelli, D., Saisana, M., & Tarantola, S. (2007). Global Sensitivity Analysis. The primer. <https://doi.org/10.1002/9780470725184>

- Samanidou, E., Zschischang, E., Stauffer, D., & Lux, T. (2007). Agent-based models of financial markets. *Reports on Progress in Physics*, 70(3), 409–450. <https://doi.org/10.1088/0034-4885/70/3/r03>
- Samuelson, P. A. (1937). A note on measurement of utility. *The Review of Economic Studies*, 4(2), 155–161. <https://doi.org/10.2307/2967612>
- Sen, A. (1997). On economic inequality. Oxford University Press.
- Sent, E. M. (2018). Rationality and bounded rationality: you can't have one without the other. *The European Journal of the History of Economic Thought*, 25(6), 1370–1386. <https://doi.org/10.1080/09672567.2018.1523206>
- Simon, H. A. (1959). Theories of Decision-Making in Economics and Behavioral Science. *The American Economic Review*, 49(3), 253–283. <http://www.jstor.org/stable/1809901>
- Singh, A. (2024, June 18). Agent based modeling: techniques and applications. *Built In*. <https://builtin.com/articles/agent-based-modeling>
- sleepokay, watts-strogatz, (2013), GitHub repository, <https://github.com/sleepokay/watts-strogatz/tree/master>
- Solow, R. M. (1956). A contribution to the theory of economic growth. *The quarterly journal of economics*, 70(1), 65–94.
- Steinbacher, M., Raddant, M., Karimi, F., Cuenca, E. C., Alfarano, S., Iori, G., & Lux, T. (2021). Advances in the agent-based modeling of economic and social behavior. *SN Business & Economics*, 1(7). <https://doi.org/10.1007/s43546-021-00103-3>
- Strotz, R. H. (1956). Myopia and inconsistency in dynamic utility maximization. *The Review of Economic Studies*, 23(3), 165–180. <https://doi.org/10.2307/2295722>
- Stokey, N. L., Lucas, R. E., & Prescott, E. C. (1989). *Recursive methods in economic dynamics*. <https://doi.org/10.2307/j.ctvjnr76>
- Tadesse, B. (2024). Mexico - Global Wealth Monitor. Global Wealth Monitor -. <https://wealth-monitor.co.uk/mexico/>
- teamques10. (2016). Bellman's principle of optimality. ques10.com. <https://www.ques10.com/p/8343/bellmans-principle-of-optimality/>
- Tesfatsion, L. (2006). Chapter 16 Agent-Based Computational Economics: A Constructive Approach to Economic Theory. *Handbook of Computational Economics*, 831–880. [https://doi.org/10.1016/S1574-0021\(05\)02016-2](https://doi.org/10.1016/S1574-0021(05)02016-2)

- Thaler, R. H. (1981). Some empirical evidence on dynamic inconsistency. *Economics Letters*, 8(3), 201–207. [https://doi.org/10.1016/0165-1765\(81\)90067-7](https://doi.org/10.1016/0165-1765(81)90067-7)
- Thaler, R. H. y Shefrin, H. M. (1981). "An Economic Theory of Self-Control," *Journal of Political Economy*, University of Chicago Press, vol. 89(2), pages 392-406
- Thaler, R. H., & Sunstein, C. R. (2008). *Nudge: Improving decisions about health, wealth, and happiness*. Yale University Press.
- The SciPy community. (2025). brute — SciPy v1.16.2 Manual. docs.scipy.org. <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.optimize.brute.html>
- The World Bank. (2024). World Bank Open Data. World Bank Open Data. https://datos.bancomundial.org/indicador/SI.POV.GINI?most_recent_value_desc=true
- Watts, D. J., & Strogatz, S. H. (1998). Collective dynamics of 'small-world' networks. *Nature*, 393(6684), 440–442. <https://doi.org/10.1038/30918>
- West, Jason. (2012). Financial literacy learning in emerging markets: Agent-based modeling. *Discussion Papers in Finance 2012-05*. Department of Accounting, Finance and Economics, Griffith Business School. <https://EconPapers.repec.org/RePEc:gri:fpaper:finance:201205>
- Will, M., Groeneveld, J., Frank, K., & Müller, B. (2020). Combining social network analysis and agent-based modelling to explore dynamics of human interaction: A review. *Socio-Environmental Systems Modeling*, 2, 16325. <https://doi.org/10.18174/sesmo.2020a16325>
- Yagihashi, T., & Du, J. (2015). Intertemporal elasticity of substitution and risk aversion: are they related empirically? *Applied Economics*, 47(15), 1588–1605. <https://doi.org/10.1080/00036846.2014.1000530>
- Yang, L. (2025, July 14). 2.4 Post hoc tests. Statistics LibreTexts. [https://stats.libretexts.org/Courses/Kansas_State_University/EDCEP_917%3A_Experimental_Design_\(Yang\)/02%3A_Between-Subjects_Single_Factor_Design/2.4_Post_Hoc_Tests](https://stats.libretexts.org/Courses/Kansas_State_University/EDCEP_917%3A_Experimental_Design_(Yang)/02%3A_Between-Subjects_Single_Factor_Design/2.4_Post_Hoc_Tests)
- Yi, X. (2019). Lecture 1: Introduction to Dynamic Programming. <https://economics.smu.edu.sg/>. https://economics.smu.edu.sg/sites/economics.smu.edu.sg/files/2023-09/Math%20Camp_2B_2018.pdf

9. Anexos

Anexo A: Código fuente y replicabilidad

Para garantizar la transparencia metodológica y permitir la reproducción de las simulaciones presentadas en este estudio, el código fuente en Python se encuentra alojado en un repositorio público.

El proyecto se distribuye bajo la licencia GNU General Public License v3.0 (GPLv3). Esta licencia de software libre asegura que la comunidad académica pueda ejecutar, estudiar, modificar y distribuir el código, con la condición de que cualquier investigación u obra derivada mantenga los mismos términos de apertura.

Enlace al repositorio: <https://github.com/jalevelm/Hyperbolic-discount-model>



Cuernavaca, Mor. a 17 de febrero del 2026.

Psic. Uriel Mendoza Acosta
Jefe de Posgrado y Vinculación
Centro de Investigación en Ciencias Cognitivas
Universidad Autónoma del Estado de Morelos
PRESENTE

Por medio de la presente le comunico que he leído la tesis Modelado del comportamiento del ahorro basado en agentes: la interacción entre el descuento hiperbólico y las influencias sociales, que presenta el egresado:

José Alejandro Velázquez Monzón

para obtener el grado de Maestra en Ciencias Cognitivas. Considero que dicha tesis está terminada por lo que doy mi **voto aprobatorio** para que se proceda a la defensa de la misma.

Baso mi decisión en lo siguiente:

El trabajo presenta una articulación sólida entre teoría económica conductual (modelo β - δ y marco de Cao y Werning), fundamentos en ciencias cognitivas (sesgo del presente, inconsistencia temporal) y un enfoque computacional pertinente (Modelado Basado en Agentes). La delimitación del problema es clara, la brecha de investigación está bien identificada (la interacción entre sesgos individuales y dinámicas sociales) y la metodología es consistente con las preguntas planteadas. Además, la tesis no se limita a implementar un modelo existente, sino que lo extiende al incorporar mecanismos sociales diferenciados y analizar sus efectos emergentes bajo distintos escenarios.

Si bien existen limitaciones reconocidas (ausencia de incertidumbre, simplificaciones del entorno, validación empírica restringida), estas están explícitamente discutidas y no invalidan la contribución conceptual y metodológica del trabajo. En el marco de una maestría en Ciencias Cognitivas, el nivel de integración interdisciplinaria, formalización técnica y análisis de resultados es adecuado y demuestra dominio teórico y computacional. No sólo cumple con los estándares académicos dos para el grado, sino que aporta una propuesta modelada con claridad, rigor y relevancia.

Sin más por el momento, quedo de usted.



Atentamente
Por una humanidad culta

[e.firma]

DR. JORGE PABLO OSEGUERA GAMBA

Profesor Investigador de Tiempo Completo, Asociado C
Coordinador del Doctorado en Ciencias Cognitivas
Responsable del Área Disciplinar “Epistemología y Filosofía de la Mente”



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL
ESTADO DE MORELOS

Se expide el presente documento con firma electrónica UAEM, soportada por el certificado vigente a la fecha de su elaboración y con efectos plenos de conformidad con los LINEAMIENTOS EN MATERIA DE FIRMA ELECTRÓNICA PARA LA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MORELOS PUBLICADOS en el ÓRGANO INFORMATIVO UNIVERSITARIO "ADOLFO MENÉNDEZ SAMARÁ" número 117 de fecha 20 de abril de 2021.

Sello electrónico

JORGE PABLO OSEGUERA GAMBA | Fecha:2026-02-17 18:15:34 | FIRMANTE

DC4NmC/nmdjhzOH6HVeiTGmi/ysn1B54bmPv1PcLxvPFEiVa0F10XMdtnThTFi0Chp71bnFqRWzjGnx1ftpiblgV4gNFR5ORMbC15vSWG48LOKSY0QrVNiY2/vSkt7tsuS7EbHjne
xjRQ7UIbTorPO//PogqclJLIUorh7TiG/6lckMi4UUU9fEpBBRxKjxZGSVdQv5XBilAHRLOWsutUxzmkn8XmDrupyeQ+RI27STgMTy6nal0IPO8N1J4d6fsPXYEVAIoQdtBvKxTTRvgZh
zS1Lg+56KLhqOl5pl9gqObCyuTtqA1WUEn/mEbc7FYa/9zF0V9Jl4vnVN85FYQ9g==

Puede verificar la autenticidad del documento en la siguiente dirección electrónica o
escaneando el código QR ingresando la siguiente clave:



DN0YUFEV7

<https://efirma.uaem.mx/noRepudio/VkYqrcgGspFXjqQ0017bRqmlh80jllmW>



UAEM
RECTORÍA
2023-2029



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL
ESTADO DE MORELOS

CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN CIENCIAS COGNITIVAS

Cuernavaca Morelos a 12 de febrero de 2026



Psic. Uriel Mendoza Acosta
Jefe de Posgrado y Vinculación
Centro de Investigación en Ciencias Cognitivas
Universidad Autónoma del Estado de Morelos
PRESENTE

Por medio de la presente le comunico que he leído la tesis: Modelado del comportamiento del ahorro basado en agentes: la interacción entre el descuento hiperbólico y las influencias sociales, que presenta el egresado:

José Alejandro Velázquez Monzón

para obtener el grado de Maestra en Ciencias Cognitivas. Considero que dicha tesis está terminada por lo que doy mi **voto aprobatorio** para que se proceda a la defensa de la misma.

Bajo mi decisión en lo siguiente:

La tesis cumplió cabalmente con todas las recomendaciones emitidas por el comité tutorial en la última evaluación, incorporando de manera puntual las observaciones teóricas, metodológicas y argumentativas. Destaca por su enfoque genuinamente interdisciplinario, al articular con rigor aportes de la filosofía de la mente, la antropología, la economía política y la psicología cognitiva. Asimismo, problematiza con profundidad la noción de ahorro, evidenciando su complejidad conceptual y social, y subraya el papel central de las representaciones mentales de los agentes económicos en los procesos de toma de decisiones. La bibliografía empleada es pertinente, precisa y actualizada, lo que respalda sólidamente el marco teórico y fortalece la calidad académica del trabajo.

Sin más por el momento, quedo de usted

Atentamente
Por una humanidad culta

FIRMA ELECTRÓNICA

DR. JEAN PHILIPPE ANDRE JAZÉ CLAUDE
Profesor Investigador de Tiempo Completo



Av. Universidad 1001 Col. Chamilpa, Cuernavaca Morelos, México, 62209, Edificio 41,
Tel. 777 329 70 00, Ext. 3760 jean.philippe@uaem.mx

UAEM
RECTORÍA
2023-2029



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL
ESTADO DE MORELOS

Se expide el presente documento con firma electrónica UAEM, soportada por el certificado vigente a la fecha de su elaboración y con efectos plenos de conformidad con los LINEAMIENTOS EN MATERIA DE FIRMA ELECTRÓNICA PARA LA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MORELOS PUBLICADOS en el ÓRGANO INFORMATIVO UNIVERSITARIO "ADOLFO MENÉNDEZ SAMARÁ" número 117 de fecha 20 de abril de 2021.

Sello electrónico

JEAN PHILIPPE ANDRE JAZE CLAUDE | Fecha:2026-02-12 08:28:45 | FIRMANTE

QVEh+nhzqw|Sr0EBft26ogAwFJSBD16Xz2sYqTK7agnvW+SGBYG2gp7dij0Bdtqkqluw4n5pf7axko89gFOWulRBGJ2hTpGEjXvNGW4wVDDKkbhx6rnb8A7bkxXgTkAGFD1GLZ42LeW7DtZ9v/3h9+SVmIVdAd8SxvmFJdsmOwMlgITiUdwsZFAtvvSThK8n5rAJvovvLWwcyAK4cbZANFMYruYrqlKMRo+kJsUD2+Ow0+30K8f9EzZlpS7UGpWv9bsokqEZ+MGW086Qny+bWoAhwOPnRbfpSrLkZ52wAJ1YYV9qF9F7njOB+xRkeQCEAn1Za8GnsfY4f5ABEzn5oQ==

Puede verificar la autenticidad del documento en la siguiente dirección electrónica o escaneando el código QR ingresando la siguiente clave:



[2fLZvs0ku](#)

<https://efirma.uaem.mx/noRepudio/EqnaeMm3eG9dXGFS6EHZB6ywopclOQ7c>



UAEM
RECTORÍA
2023-2029

Cuernavaca, Morelos a 19 de Febrero del 2026.

Psic. Uriel Mendoza Acosta
Jefe de Posgrado y Vinculación
Centro de Investigación en Ciencias Cognitivas
Universidad Autónoma del Estado de Morelos
PRESENTE.

Por medio de la presente le comunico que he leído la tesis Modelado del comportamiento del ahorro basado en agentes: la interacción entre el descuento hiperbólico y las influencias sociales, que presenta el egresado:

José Alejandro Velázquez Monzón

Para obtener el grado de Maestro en Ciencias Cognitivas. Considero que dicha tesis está terminada por lo que doy mi voto aprobatorio para que se proceda a la defensa de la misma.

Baso mi decisión en lo siguiente:

Es un trabajo de tesis original e innovador y cumple con los lineamientos teóricos, metodológicos y de investigación establecidos en el Reglamento de Titulación de Posgrado de la UAEM.

Sin más por el momento, quedo de usted

Atentamente
Por una humanidad culta

Dr. José Alberto Hernández Aguilar
Profesor- investigador de Tiempo Completo
Facultad de Contaduría, Administración e Informática



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL
ESTADO DE MORELOS

Se expide el presente documento con firma electrónica UAEM, soportada por el certificado vigente a la fecha de su elaboración y con efectos plenos de conformidad con los LINEAMIENTOS EN MATERIA DE FIRMA ELECTRÓNICA PARA LA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MORELOS PUBLICADOS en el ÓRGANO INFORMATIVO UNIVERSITARIO "ADOLFO MENÉNDEZ SAMARÁ" número 117 de fecha 20 de abril de 2021.

Sello electrónico

JOSE ALBERTO HERNANDEZ AGUILAR | Fecha:2026-02-24 17:32:21 | FIRMANTE

1YA4hwnZZjBF0e3rbSkBHhhYkXpY03N6TTk0DO+PU6kskSi4HDfC3Vpdo9WzK8wbUvZUev+g7b2qODChT/9wYBb9jUAmRarkSOS2cuLIZ5tQEqOt2RoSiG3tgNuILgGBoGeGk8
tYSRHafS5Krv96eeMe71dmpp7m/yE32n2Hsn9D/Fvyimvi+QMCvUsGeD0BvpHQst1dBkpcKT8tnTAOz1W9A3+E8U5TD4mNIDqTT7BX7TcSctu9xNkaP8lvMttP1nyrKymCuK11
DJ7CC6J7vILLR9tFntRHs3N106xQY1grj8tZBaAsn6z+1bgMEE/vfUwoZo8MFhGwPHfKIFilQ==

Puede verificar la autenticidad del documento en la siguiente dirección electrónica o
escaneando el código QR ingresando la siguiente clave:



[gVL5sGTRK](#)

<https://efirma.uaem.mx/noRepudio/jUHPOylU7a6EahTQyTIZI8Sbjy8ZmOBd>



UAEM
RECTORÍA
2023-2029

24 febrero 2026.

Psic. Uriel Mendoza Acosta
Jefe de Posgrado y Vinculación
Centro de Investigación en Ciencias Cognitivas
Universidad Autónoma del Estado de Morelos
PRESENTE

Por medio de la presente le comunico que he leído la tesis Modelado del comportamiento del ahorro basado en agentes: la interacción entre el descuento hiperbólico y las influencias sociales, que presenta el egresado:

José Alejandro Velázquez Monzón

para obtener el grado de Maestra en Ciencias Cognitivas. Considero que dicha tesis está terminada por lo que doy mi **voto aprobatorio** para que se proceda a la defensa de la misma.

Baso mi decisión en lo siguiente:

La tesis presenta una propuesta metodológica sólida, con un diseño coherente y resultados bien sustentados. Las observaciones realizadas corresponden principalmente a aspectos de forma y presentación, sin afectar la validez del trabajo.

Sin más por el momento, quedo de usted

Atentamente

(e.firma UAEM)

Dra. Lorena Díaz González
Profesora Investigadora de Tiempo Completo Titular B
Universidad Autónoma del Estado de Morelos



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL
ESTADO DE MORELOS

Se expide el presente documento con firma electrónica UAEM, soportada por el certificado vigente a la fecha de su elaboración y con efectos plenos de conformidad con los LINEAMIENTOS EN MATERIA DE FIRMA ELECTRÓNICA PARA LA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MORELOS PUBLICADOS en el ÓRGANO INFORMATIVO UNIVERSITARIO "ADOLFO MENÉNDEZ SAMARÁ" número 117 de fecha 20 de abril de 2021.

Sello electrónico

LORENA DIAZ GONZALEZ | Fecha:2026-02-24 16:36:59 | FIRMANTE

V0AuybFuMGU9C4PpK0cUQI9c651pv7DnE8qs79zP0mygXYPOG/2UWx77Y27a/4e2l6YWZoLnhGSeCW/m8u80Plr+5QAEyJLi9nq+duahEeFxnBjGZZoovUEyrExYQtFv3du0TS
HevemCV2HMC0MfLZUsyeqe3xl/yc+QpKLarhj+jGwpKuHLeDaWeRJ9JQoleOWIgliKEfqGwQuALxSL90pdwikalUrrngpGQzDz+/1OMnTPahBJA+L5K99bOuLiETXsXANrl4FI5iH
QlhZLwICFkdwro2ROXgtNZ7b13najp3Sd5HitaddCf5Vk6b2fmihwAvqBP8IH3QgGmA7CEQ==

Puede verificar la autenticidad del documento en la siguiente dirección electrónica o
escaneando el código QR ingresando la siguiente clave:



[2d9nCzxga](#)

<https://efirma.uaem.mx/noRepudio/HBCdaMq8ObZqFTJyZSkxLnaeZK8Lv4qj>



UAEM
RECTORÍA
2023-2029



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL
ESTADO DE MORELOS



CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN CIENCIAS COGNITIVAS
Jefatura de Posgrado y Vinculación

Cuernavaca, Morelos a 11 de febrero del 2026.

Psic. Uriel Mendoza Acosta.
Jefe de Posgrado y Vinculación
Centro de Investigación en Ciencias Cognitivas
Universidad Autónoma del Estado de Morelos
PRESENTE

Por medio de la presente le comunico que he leído la tesis Modelado del comportamiento del ahorro basado en agentes: la interacción entre el descuento hiperbólico y las influencias sociales, que presenta el egresado:

José Alejandro Velázquez Monzón

para obtener el grado de Maestra en Ciencias Cognitivas. Considero que dicha tesis está terminada por lo que doy mi **voto aprobatorio** para que se proceda a la defensa de la misma.

Baso mi decisión en lo siguiente:

El dictamen sobre la tesis Modelado del comportamiento del ahorro basado en agentes: la interacción entre el descuento hiperbólico y las influencias sociales **es aprobatorio**, ya que aporta de manera pertinente al campo de las ciencias cognitivas al integrar un modelo de decisión Inter temporal con mecanismos de influencia social en un entorno de simulación multiagente, con resultados consistentes y discutidos con sentido crítico. El trabajo destaca por la claridad de sus objetivos, el diseño experimental por fases y una implementación computacional reproducible, además de una interpretación cuidadosa de fenómenos emergentes como quiebra, desigualdad y polarización. Para fortalecer la defensa, se recomienda explicitar con mayor fuerza la relación entre los constructos cognitivos y los parámetros del modelo, describir con mayor precisión el momento en que actúan las influencias sociales dentro del proceso de decisión y ampliar, aunque sea de forma acotada, el análisis de sensibilidad y el uso de métricas distributivas complementarias. En conjunto, la tesis cumple los requisitos académicos del grado.

Sin más por el momento, quedo de usted

A t e n t a m e n t e

(e.firma UAEM)

Dra. Nadia Lara Ruiz



Av. Universidad 1001 Col. Chamilpa, Cuernavaca Morelos, México, 62209, 1er. Piso Torre de Rectoría,
Tel. (777) 329 701 1, 329 70, 00, Ext. 3582 / administracion@uaem.mx

UAEM
RECTORÍA
2023-2029



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL
ESTADO DE MORELOS

Se expide el presente documento con firma electrónica UAEM, soportada por el certificado vigente a la fecha de su elaboración y con efectos plenos de conformidad con los LINEAMIENTOS EN MATERIA DE FIRMA ELECTRÓNICA PARA LA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MORELOS PUBLICADOS en el ÓRGANO INFORMATIVO UNIVERSITARIO "ADOLFO MENÉNDEZ SAMARÁ" número 117 de fecha 20 de abril de 2021.

Sello electrónico

NADIA LARA RUIZ | Fecha:2026-02-11 15:22:54 | FIRMANTE

ohKSngZSaFrniUkVtVsO7HdRp/H6n0IEA6VoETHyxErOoWOJVc3D2tIkCgV1gpLCAG/A94LXsjBbkW/xpDBP7bVfg/mEgRiaOm2HDdc2fXohqtHgaVjfd01zFz1gxwc4mjhelTwIRQlnBzfOnbTWfy+Ani7WlcDd1gl2jZAfcEnqtuXlbLh6bnjd4telw+luXGEclGQ96FAFkVew+fWpTXdYJzTHte2zh3Pw/XT7wy2K4SEff4gdrbXW6lmMWGkxF5OECkdClfEP69Tszwbwqzs2gGLgTRxN+rGFCg22eUfWgSzoe4PxEnTLuhIE0arX/l58OFV2zg2Ng31q5YbaQ==

Puede verificar la autenticidad del documento en la siguiente dirección electrónica o escaneando el código QR ingresando la siguiente clave:



[dyPpxa5FU](#)

<https://efirma.uaem.mx/noRepudio/PTjzBCdj9TM5Rc7TY54CvFJLTWHqKrik>



UAEM
RECTORÍA
2023-2029