

ECONOMÍA DE LA COMPLEJIDAD Y LA TOMA DE DECISIONES: UNA VISIÓN DESDE LA DINÁMICA DE SISTEMAS

Complexity Economics and Decision-Making: A System Dynamics perspective

Ricardo Pérez-Ortega¹

Laura Plazola-Zamora²

Alvimar de Lucena Costa Junior³

RESUMEN

El objetivo de este estudio es analizar el efecto de la incertidumbre, las emociones y los sistemas cognitivos, modelados como rezagos temporales, sobre la eficiencia del procesamiento de información para la toma de decisiones a lo largo del tiempo. Estos rezagos incrementan la carga cognitiva, lo que limita las capacidades cognitivas y el procesamiento de información del agente. Se desarrolló un modelo de Dinámica de Sistemas basado en la Economía de la Complejidad, Economía Conductual, la Teoría de la Desatención Racional y la Teoría de la Información. Los resultados muestran que los rezagos afectan a todo el sistema e impiden el procesamiento completo de la información disponible. Se concluye que la eficiencia cognitiva del agente depende de sus capacidades cognitivas y su adaptación a las fluctuaciones de incertidumbre, flujo emocional y carga cognitiva a través del tiempo.

Palabras clave: Dinámica de Sistemas, toma de decisiones, incertidumbre, emociones, racionalidad limitada, rezagos cognitivos.

¹ Universidad de Guadalajara, Departamento de Métodos Cuantitativos, <ricardo.portega@academicos.udg.mx>.

² Universidad de Guadalajara, Departamento de Métodos Cuantitativos, <laura.pzamora@academicos.udg.mx>.

³ Instituto Tecnológico de Aeronáutica, <alvimar.lucena@gmail.com>.

ABSTRACT

This study analyzes the effect of uncertainty, emotions and cognitive systems, modeled as time delays, on the efficiency of information processing and decision-making through time. These delays increase cognitive load, bounding cognitive capabilities and information processing of the agent. The modeling and simulation method is System Dynamics, drawing from Complexity Economics, Behavioral Economics, Rational Inattention Theory, and Information Theory. Results show that delays impact the entire system, hindering the agent's ability to process available information fully. We conclude that cognitive efficiency depends on the agent's cognitive capabilities and its adaptation to fluctuating levels of uncertainty, emotional flow, and cognitive load over time.

Keywords: System Dynamics, decision making, uncertainty, emotions, bounded rationality, cognitive lags

JEL: C63 Técnicas computacionales · Modelos de simulación.

1. Introducción

La realidad económica es un fenómeno complejo que no puede explicarse completamente por la teoría de la Elección Racional. Comprender la toma de decisiones en contextos de incertidumbre presenta un reto significativo para el paradigma neoclásico, que clasifica a los agentes económicos como entidades puramente racionales (Balland et al., 2022; Castaneda, 2021). Sin embargo, esta perspectiva omite la complejidad inherente a la realidad de los sistemas económicos y a los individuos que interactúan en ellos, donde la incertidumbre, las emociones y las limitaciones cognitivas influyen directamente en la toma de decisiones (Roos, 2017). En respuesta a estas omisiones, han surgido nuevos paradigmas teóricos, como la Economía del Comportamiento (BE)⁴ y la Economía de la Complejidad (CE) (Arthur, 2014, 2021; Clark, 2015; Gigerenzer, 2008; Hastie & Dawes, 2010; Hertwig & Erev, 2009; Hohwy, 2013; Roos, 2017; Slovic, 2016; Tenenbaum et al., 2011; R. Thaler & Sunstein, 2008; Tversky & Kahneman, 1974).

⁴ Se usan las siglas en inglés, BE, de *Behavioral Economics*, para la Economía del Comportamiento, y para la Economía de la Complejidad, se usa CE, de *Complexity Economics*. Esto para evitar confusiones, pues en español ambas disciplinas inician con las mismas letras ec.

La BE se enfoca en identificar y analizar las desviaciones sistemáticas de la racionalidad que exhiben los individuos debido a sesgos cognitivos, emociones y limitaciones en el procesamiento de información (Kahneman & Tversky, 1979; Katona, 1951; Loewenstein, 2000; Simon, 1955). Por su parte, la CE se centra en el análisis de cómo las interacciones locales y las dinámicas no lineales de los agentes económicos generan patrones y comportamientos adaptativos y emergentes (Arthur, 1999; Esther-Mirjam Sent & Sent, 2000; Faggini & Parziale, 2014).

Diversos estudios en el ámbito de la BE han abordado la importancia cómo los factores como la incertidumbre, las emociones y las limitaciones cognitivas, influyen en la toma de decisiones económicas (Alvino & Franco, 2017; Anatoliy Tkach & Tkach, 2019; Kahneman & Tversky, 1979; Loewenstein, 2000; Tversky & Kahneman, 1974). Por ejemplo, Kahneman y Tversky (1979) demostraron que, bajo incertidumbre, las personas exhiben aversión a la pérdida y sesgan sus decisiones en función de un punto de referencia, desviándose de la racionalidad postulada por modelos neoclásicos. Por su parte, Loewenstein (2000) argumenta que factores viscerales como las emociones intensas pueden llevar a comportamientos impacientes e impulsivos, limitando la racionalidad. Desde la perspectiva de la CE, se plantea que la racionalidad de los agentes está limitada por su capacidad computacional en sistemas complejos adaptativos. En estos sistemas, la toma de decisiones no puede clasificarse simplemente como racional o irracional; más bien, la racionalidad surge de patrones de conducta emergentes de un conjunto de estrategias adaptativas en constante ajuste a las variaciones del entorno (Arthur, 1989, 1999, 2021).

Aún con estos avances teóricos y otros estudios que han mostrado la interacción entre la incertidumbre, las emociones y la toma de decisiones como un sistema complejo⁵ (Bragger et al., 1998; Dooley, 2022; Morriss et al., 2022; P. Senge, 2006; P. M. Senge & Sterman, 1992; Tiedens & Linton, 2001), aún no se ha abordado explícitamente el proceso cognitivo de los decisores en contextos donde la incertidumbre, las emociones y el uso del sistema 2 cognitivo⁶ se modelen como

⁵ Un sistema complejo se caracteriza por la interacción de múltiples componentes interconectados, cuyo comportamiento global no puede inferirse directamente del comportamiento individual de sus partes. Estos sistemas evolucionan constantemente, generando patrones emergentes a lo largo del tiempo (Abraham, 1984; Dooley, 2022).

⁶ Existen dos tipos principales de sistemas cognitivos: el sistema 1 y el sistema 2. El sistema 1 se activa de manera rápida y automática, utiliza atajos mentales (heurísticas) que requieren

rezagos temporales. Estos rezagos incrementan la carga cognitiva del agente, lo que limita tanto su racionalidad como la eficiencia en el procesamiento de información para la toma de decisiones. Una alta carga cognitiva obstruye la interpretación de información en entornos inciertos, pues el esfuerzo mental adicional que estos demandan pierde efectividad conforme la propia carga crece (Blaywais & Rosenboim, 2019; Deck & Jahedi, 2015; Drichoutis & Nayga, 2020). Este esfuerzo cognitivo está dado por las capacidades cognitivas de los individuos, que visto desde la BE se refieren a la atención, al razonamiento, la memoria, la velocidad de procesamiento y los límites en la transformación del pensamiento y la ejecución de tareas. Estos límites están sujetos a variaciones intraindividuales e interindividuales en diferentes momentos (Burks et al., 2009; Kleinsorge, 2021; Shi & Qu, 2022), lo que se puede entender como la habilidad de gestión de recursos cognitivos. Tampoco se ha estudiado la toma de decisiones como un proceso adaptativo, donde los agentes aprendan del entorno incierto y se adapten a este. Con estos antecedentes y contexto, surge un problema central relacionado con cómo los agentes enfrentan las limitaciones cognitivas cuando interactúan en sistemas complejos.

El problema de investigación radica en que, debido a la complejidad sistémica en la toma de decisiones y la interconexión no lineal entre la incertidumbre (entendida aquí en un sentido amplio que no solo abarca la falta de datos o información, sino también la presencia de información errónea o manipulada), las emociones y la cantidad de información a procesar, los agentes económicos deben hacer mayor uso del sistema cognitivo 2, lo que genera una acumulación de carga cognitiva. Esta carga puede superar sus capacidades cognitivas, es decir, su habilidad para gestionar sus recursos cognitivos. Como consecuencia, se limita el procesamiento de la información disponible, lo que impide tomar una decisión eficiente.⁷ En este contexto, se entiende por eficiencia a la mejor asignación de recursos cognitivos (eficiencia cognitiva). Así, a mayor eficiencia cognitiva, ma-

pocos recursos cognitivos. El sistema 2, en contraste, es deliberado y racional, pero tarda más en activarse y demanda un mayor esfuerzo cognitivo (Evans, 2003; Kahneman, 2011).

⁷ Para este caso, se adapta el concepto de *eficiencia* propuesto por Mandl, Dierx y Ilzkovitz (2008), que sugiere que un sistema económico es más eficiente que otro en términos relativos; cuanto mayor sea la salida para un insumo dado o menor sea el insumo para un producto dado, más eficiente será la actividad.

yor será la capacidad de procesar la información disponible bajo condiciones de incertidumbre.

Desde la óptica de los Economía de la Complejidad, tratar la incertidumbre, las emociones y el uso del sistema 2 como rezagos en el procesamiento de información permite generar patrones emergentes⁸ en el sistema a lo largo del tiempo. Este enfoque facilita un ajuste gradual a las percepciones y capacidades cognitivas del agente según la carga cognitiva en un momento dado. Así, la toma de decisiones se concibe como un proceso adaptativo en el que las creencias se modifican continuamente en respuesta a la información recibida. Este proceso adaptativo depende de las condiciones iniciales del sistema y de las fluctuaciones en los niveles de incertidumbre, emociones, carga cognitiva y racionalidad.

Entender este proceso adaptativo en sistemas complejos es una cuestión relevante: así, el presente trabajo busca responder la pregunta: ¿Cuál es efecto de la incertidumbre y las emociones, modeladas como rezagos temporales, en la eficiencia del procesamiento de información y en la toma de decisiones de los agentes económicos a lo largo del tiempo?

El objetivo de este trabajo es analizar el efecto de la incertidumbre, las emociones y los sistemas cognitivos, modelados como rezagos temporales, sobre la eficiencia del procesamiento de información de los agentes económicos para la toma de decisiones a lo largo del tiempo. Asimismo, se busca examinar cómo las capacidades cognitivas de los agentes influyen en su habilidad para gestionar la carga cognitiva en un entorno dinámico y complejo.

Para lograr este objetivo, se desarrolló un modelo de Dinámica de Sistemas (DS), que integra enfoques de la Economía de la complejidad (CE), la Economía del Comportamiento (BE), la Teoría de la Desatención Racional y la Teoría de la Información. Este enfoque metodológico holístico permite analizar la toma de decisiones como un proceso adaptativo en sistemas complejos, el cual considera variables cualitativas y cuantitativas, y captura sus interacciones no lineales y los rezagos temporales que afectan al sistema, con el fin de evaluar políticas o eventos futuros (Cavana et al., 2021; Sarmiento-Vásquez & López-Sandoval, 2017; Sterman, 2000). Diversos estudios han demostrado la utilidad metodológica de la DS en la modelación económica, y disciplinas conductuales facilitando la simulación

⁸ Los patrones emergentes son estructuras o comportamientos globales que surgen a partir de las interacciones locales colectivas.

y comprensión de sistemas dinámicos (Bah et al., 2023; Cavalieri, 2017; Crookes & De Wit, 2014; Radzicki, 2005, 2008, 2021; Uehara et al., 2013).

Este estudio es novedoso porque aborda la toma de decisiones como un sistema complejo adaptativo e integra de manera holística tanto variables cualitativas; como las capacidades cognitivas, las emociones y la racionalidad, como variables cuantitativas; como el procesamiento de información, la incertidumbre y los rezagos temporales. Además, se incorpora el concepto de «memoria» en los sistemas dinámicos complejos, como un elemento que permite la adaptabilidad del sistema cognitivo a la información incierta y a su procesamiento. Esto fue posible gracias a la introducción del Ruido Rosa y la autocorrelación en el sistema, así como a la misma naturaleza de las variables de nivel de los modelos de DS (ver Sterman, 2000).

2. Metodología

Para capturar la causalidad y las interacciones del sistema complejo en estudio, se utiliza la Dinámica de Sistemas (DS), una metodología que modela la emergencia de comportamientos complejos a través de simulaciones por computadora basadas en ecuaciones diferenciales (Sterman, 2000). Estas simulaciones parten de condiciones iniciales específicas, lo que permite analizar las variaciones e interrelaciones entre los elementos del sistema, mediante la ejecución de escenarios hipotéticos («¿qué pasaría si...?»), y así evaluar rigurosamente el impacto de distintas políticas sobre la evolución futura del sistema (Castillo et al., 2010).

La DS se centra en la identificación de bucles de retroalimentación, rezagos temporales y no linealidades, que a menudo son responsables de comportamientos emergentes en los sistemas dinámicos (Morecroft, 2015). A continuación, se describen los elementos clave de la Dinámica de Sistemas:

1. **Bucles de retroalimentación:** El comportamiento del sistema es gobernado por la interacción de dos tipos de bucles de retroalimentación. Por un lado, los bucles positivos refuerzan y amplifican las tendencias iniciales, con el potencial de desestabilizar el sistema al generar tanto círculos virtuosos como círculos viciosos. Por otro lado, los bucles negativos introducen la autorregulación, contrarrestando cambios y promoviendo la estabilidad y el equilibrio en el sistema (Aracil & Gordillo, 1997; Cavana et al., 2021; Sterman, 2000).

2. **Las variables de estado o de nivel:** Representan la acumulación y retención de información del estado del sistema en un momento dado, proporcionan «memoria» de ese momento, la cual persistirá a menos que se produzcan cambios en función de sus flujos de entrada y de salida, así como de la retroalimentación. Los niveles evolucionan con el tiempo y determinan el comportamiento futuro del sistema complejo (Sterman, 2000). La ecuación diferencial que describe la dinámica de una variable de nivel se puede expresar como la diferencia entre los flujos de entrada y salida, integrados a lo largo del tiempo. $x_{(t)} = \int_{t_0}^t [inflow_{(s)} - outflow_{(s)}] ds + x_{(t_0)}$. Donde $Inflow(s)$ representa el valor del flujo de entrada en cualquier momento, s , entre el tiempo inicial t_0 y el tiempo actual t . El $outflow(s)$ representa el valor del flujo de salida en cualquier momento, s , entre t_0 y t .
3. **Flujos:** Son las variables que determinan la tasa de cambio de las variables de nivel. Dependen del tiempo y son responsables de aumentar o disminuir los niveles. Su magnitud en un momento dado indica cuánto cambia una variable de nivel en ese instante, es decir, los flujos son la tasa instantánea de cambio en el tiempo de los niveles.
4. **Variables auxiliares:** Son aquellas que no representan acumulaciones ni tasas de cambio directas, sino que se utilizan para definir los flujos o para simplificar la modelización de relaciones complejas dentro del sistema. Estas variables pueden ser funciones de las variables de nivel o de otras variables auxiliares.
5. **Rezagos (Delays):** Son demoras temporales en el proceso de retroalimentación que representan el tiempo que tarda la información en viajar a través del sistema y retornar para influir en los flujos. La influencia de los rezagos depende de su interacción con otros elementos del sistema, como los bucles de retroalimentación y las condiciones iniciales. Los rezagos pueden generar oscilaciones o incluso comportamientos caóticos cuando las decisiones se aplican tarde, es decir, cuando el sistema ya ha cambiado de estado. Esto provoca ciclos de sobreajuste en los que el sistema no logra estabilizarse. Por otro lado, los rezagos también pueden contribuir al equilibrio en sistemas con bucles de retroalimentación negativa. En estos casos, los rezagos permiten que los cambios en las variables de nivel se moderen antes de que se apliquen correcciones, lo que amortigua las fluctuaciones. Esta amortiguación suaviza las respuestas

del sistema con el tiempo, lo que evita reacciones abruptas y promueve una estabilización gradual del sistema (Sterman, 2000).

- 6. Diagramas de flujos y niveles:** También conocidos como diagramas de Forrester, son herramientas visuales fundamentales en la DS. Estos diagramas permiten representar gráficamente las interacciones entre las variables de nivel y los flujos dentro de un sistema. Los niveles se representan como rectángulos que acumulan valores, mientras que los flujos se representan como tuberías con llave y flechas que llenan o vacían los rectángulos (niveles). Las variables auxiliares forman relaciones causales y se representan con flechas conectadas a los flujos y otras variables auxiliares (figura 1).

Se han encontrado múltiples aplicaciones para la DS en la economía que van desde la planificación empresarial, la gestión de políticas públicas, la política energética y la ambiental, la toma de decisiones dinámica, el análisis de la eficiencia económica de la innovación y el crecimiento económico (Bah et al., 2023; Castillo et al., 2010; Cavana et al., 2021; Dangerfield, 2006; Nidhee Jadeja et al., 2022; Radzicki, 2008, 2021; Uehara et al., 2013; Dangerfield, 2007; Castillo-Soto et al., 2010; Radzicki, 2008, 2011; Sterman, 2000; Uehara et al., 2016).

También hay evidencia de la modelación con DS y tópicos de la racionalidad. Por ejemplo, Morecroft (1983, 1985), argumenta que la racionalidad limitada está implícitamente integrada en los modelos de dinámica de sistemas «buenos» y esta debe incorporarse en modelos de decisión válidos. Los trabajos tanto de Sterman (1987, 1989) como de Kampmann y Sterman (1998) describen la formación de expectativas con racionalidad limitada, y argumentan que la percepción errónea de la retroalimentación es un componente principal de la toma de decisiones con racionalidad limitada, que tiene grandes efectos en el comportamiento del mercado. Según Radzicki (1990), la economía institucional debería utilizar la DS para modelar la racionalidad limitada, ya que ayuda a comprender las interacciones entre normas, leyes y comportamientos altamente interdependientes entre actores e instituciones. La DS también es un método exitoso de simulación que permite descubrir la racionalidad intencionada en los individuos en la toma de decisiones bajo incertidumbre (Kunc, 2016).

Respecto al uso de la DS para modelar el espectro emocional, Parvizian & Tarkesh (2014) modelaron estados emocionales mediante conjuntos difusos para captar la incertidumbre inherente y la naturaleza cualitativa de emociones como el miedo y la aceptación del riesgo. Łatuszyńska (2017) señala que los modelos de

DS representan eficazmente la mente humana, las emociones y las limitaciones cognitivas en la toma de decisiones.

La revisión de la literatura muestra que la DS es una herramienta robusta para la modelación económica y para simular procesos cognitivos en la toma de decisiones. Se destaca por su capacidad para representar de manera efectiva la interacción entre los diversos elementos que conforman un sistema y capturar las dinámicas emergentes que surgen de las retroalimentaciones, los retrasos temporales y las no linealidades. La viabilidad del uso de este enfoque metodológico holístico se justifica de la siguiente manera:

- **Economía de la complejidad (CE):** La metodología de la DS permite simular modelos de la CE, pues ambas se fundamentan en la Teoría de Sistemas Complejos, y la Teoría General de Sistemas (Bertalanffy, 1950; Forrester, 1961; Weaver, 1948), caracterizada por la interconexión e interacción causal de sus elementos, con propiedades como la dependencia de la trayectoria, la no linealidad, la retroalimentación y los rezagos temporales. Estas propiedades pueden llevar a la autoorganización⁹ y a la formación de patrones emergentes en el sistema (Arthur, 2021; Castañeda, 2021; Cavalieri, 2017; Cavana et al., 2021; Elsner, 2017; Farmer, 2012; Haynes & Alemna, 2022; Radzicki, 2008; Sterman, 2000).
- **La Economía del Comportamiento (BE):** La BE aporta teorías que permite abandonar el supuesto de racionalidad perfecta de los agentes económicos. Considera los límites en el procesamiento de información, la interacción de las emociones y los sistemas cognitivos 1 y 2, que influyen en los individuos y en la toma de decisiones en contextos de incertidumbre (Kahneman, 2011; Roos, 2017; R. H. Thaler, 2015; Tiedens & Linton, 2001). Los procesos cognitivos y emocionales son dinámicos y evolucionan con el tiempo, lo cual puede ser modelado eficazmente mediante las ecuaciones diferenciales y simulaciones con DS.

⁹ La autoorganización es un proceso descentralizado por el cual un sistema alcanza un estado organizado a partir de interacciones locales entre sus componentes, sin la intervención de una autoridad central o control externo. La autoorganización tiene dos propiedades más, patrones emergentes, y la adaptabilidad; esta última permite al sistema ajustarse dinámicamente a cambios en el entorno (Haken, 1983; Kauffman, 1993).

- **La teoría de la Desatención Racional:** Propuesta por Sims (2003), establece que los tomadores de decisiones económicas no pueden procesar toda la información disponible al momento de la toma de decisiones, pero se enfocan en una cantidad limitada de información que consideran relevante, mientras otra parte de información es desatendida, ya sea por limitaciones cognitivas, costos de procesamiento o sobrecarga cognitiva (Gabaix, 2018, 2019). Mediante las variables de nivel y flujos, es posible modelar cómo la información se acumula y cómo la capacidad limitada de atención afecta la selección y procesamiento de información relevante.
- **La Teoría de la Información:** Desarrollada por Shannon (1948), proporciona un marco matemático para cuantificar la información, e introduce el concepto de la entropía, que mide la cantidad de incertidumbre o aleatoriedad en una fuente de información. En sistemas con alta entropía, es más difícil predecir su estado futuro basándose en el estado actual. La entropía tiene diversas aplicaciones a economía y vínculos con la teoría de la desatención racional (Chen, 2002; Devine, 2018, 2018; Georgescu-Roegen, 1971; Montenegro, 2011; Yang, 2018). La Teoría de la Información nos conecta con el concepto de ruido rosa para explorar estructuras subyacentes del sistema (patrones emergentes). El ruido rosa se caracteriza por su autocorrelación¹⁰ a largo plazo y una forma de «memoria» sistémica donde el presente está influido por el pasado. Esto permite evaluar cómo los sistemas responden a perturbaciones aleatorias y cómo estas perturbaciones influyen en su comportamiento a lo largo del tiempo (García, 2023; Gilden, 2001; Sterman, 2000; Wagenmakers et al., 2004; Zheng, 2003). La DS puede modelar flujos de información, incertidumbre, ruido y procesos estocásticos como variables en el sistema (García, 2023).

3. EL MODELO DE DINÁMICA DE SISTEMAS

Materiales y recursos

Para la creación del modelo de DS, el análisis numérico y la simulación por computadora, se utilizó el software Vensim PLE. Esta herramienta de modelado y simulación

¹⁰ A diferencia del ruido blanco, que es completamente aleatorio, el ruido rosa tiene una estructura que representa un equilibrio entre el orden y el caos (Bak et al., 1987).

permite desarrollar, analizar y optimizar modelos de sistemas complejos que incorporan retroalimentación dinámica y rezagos temporales. Vensim no solo ofrece una amplia gama de funciones predefinidas, sino que también brinda la flexibilidad necesaria para crear funciones personalizadas, adaptándose así a las necesidades específicas del presente estudio. Su capacidad es robusta para el análisis de sensibilidad y evaluar políticas de decisión bajo diversos escenarios. Además, el software proporciona opciones avanzadas de visualización de resultados, lo que facilita la interpretación y comunicación de los hallazgos de la investigación.

Proceso de modelado y Ecuaciones que gobiernan sistema

El modelo está diseñado para operar en unidades de tiempo por minuto, con un intervalo de 1 minuto hasta 40 minutos. Esta elección se basa en la necesidad de medir el procesamiento de información de los agentes, de manera que refleje tanto la capacidad como su velocidad de respuesta cognitiva bajo restricciones temporales. La medida de procesamiento de información se expresa en bits por minuto (bpm), lo que permite una comparación directa y manejable de la carga cognitiva a lo largo del tiempo. Según Wu et al. (2016), el cerebro humano puede procesar una cantidad de información que oscila entre 2 y 60 bits por segundo en diversas áreas cognitivas, como la atención y la toma de decisiones. Al convertir estos valores a bpm, se obtiene un rango que va desde 120 hasta 3600 bpm, lo que permite cuantificar de manera más clara y efectiva los bits procesados en el rango de tiempo establecido. Con base en lo anterior, se desarrolló el diagrama de flujos y niveles (figura 1), que representa al sistema cognitivo del agente y las interacciones con otros elementos del sistema de procesamiento de información, como la incertidumbre, las emociones, las capacidades cognitivas y la decisión final.

La figura 1 siguiente está compuesta por 5 variables de nivel (representadas por rectángulos), Carga Cognitiva (CC), Ruido Rosa (Rr), Entropía (En), Total de información procesada (Tip) y Total de Información sin procesar (Tisp). Cada variable de nivel está influida por sus respectivas variables de flujo de entrada y salida (tubos con llaves y flechas). En el diagrama, se pueden denotar las demás auxiliares que representan las relaciones causales (flechas en color azul) entre los demás elementos que componen el sistema complejo. Las nubes que acompañan los flujos son sumideros que representan los límites del modelo. El diagrama presenta dos bucles de retroalimentación principales: el bucle emocional, formado

información (I_u) aumenta, también lo hace el rezago emocional, lo que incrementa las $Emo_{(-)}$ y disminuye las positivas ($Emo_{(+)}$). Este desbalance emocional altera el flujo de información sin procesar (Isp) y el flujo de entrada emocional (Fe), lo que genera ineficiencias en el procesamiento de información.

En el bucle de retroalimentación cognitiva, el sistema cognitivo 2 (SC_2), que es más deliberado y racional, se activa cuando (I_u) aumenta y la variable auxiliar de racionalidad (R_p) toma un valor más alto, lo que indica una mayor intención de procesar la información de manera lógica y sistematizada. El parámetro (R_p) se mide en una escala que va de 0.1 a 1, de muy poca intención de ser racional a un *homo economicus* en su totalidad. Este sistema cognitivo 2 entra, aumenta en mayor medida cuando se debe procesar información en escenarios inciertos (Tay et al., 2016). Por su parte, el sistema cognitivo 1 (SC_1) responde más rápido, pero de manera más intuitiva a través de heurísticos, se activa cuando hay mayor certeza (c) y un volumen de datos a procesar menor (D_p).

El bucle de retroalimentación cognitiva da lugar a la variable auxiliar capacidades cognitivas (C_{ac}), que representan un recurso limitado primordial para el procesamiento de información. Según Stermán (2000), ningún recurso en la realidad puede crecer indefinidamente; diversas restricciones detienen dicho crecimiento eventualmente. Esto es análogo al crecimiento poblacional:¹² la capacidad cognitiva es el recurso que crece inicialmente cuando el agente se enfrenta a situaciones inciertas, pero debido a que este recurso también se agota (el agente se fatiga al usar el sistema 2), la tasa crecimiento disminuye hasta alcanzar un límite, siempre que el nivel tasa de incertidumbre se mantenga constante en el tiempo. Para modelar la dinámica de las capacidades cognitivas (C_{ac}), se utiliza la función logística generalizada de Richards (1959): $Y(t) = A + \frac{K-A}{(C+Qe^{-Bt})^{\frac{1}{v}}}$. Que para el caso que nos atañe se modificó de la siguiente manera:

$$C_{ac} = \frac{(SC_1 + SC_2 * d_{s2})}{(1 + 0.5e^{-3t})^{0.5} I_u} \quad (1)$$

¹² A medida que una población se acerca a su capacidad de carga, los recursos per cápita disminuyen, lo que reduce la tasa de aumento neto fraccional hasta que hay suficientes recursos per cápita para equilibrar los nacimientos y las muertes, momento en el cual la tasa de aumento neto es cero y la población alcanza el equilibrio. En general, la capacidad de carga de un medio ambiente está íntimamente entrelazada con la evolución y la dinámica de las especies que sustenta (Stermán, 2000).

donde d_{s2} , es un rezago con suavizado exponencial de tercer orden, que refleja el tiempo que tarda en activarse el sistema cognitivo 2 (SC_2). El numerador representa los factores relacionados con el comportamiento del sistema cognitivo (relacionado con la curva de Richards), mientras que el denominador está siendo multiplicado por (I_u), lo que implica que, a medida que aumenta la incertidumbre, las capacidades cognitivas decaen debido a la fatiga del individuo por el uso del sistema 2.

La variable de nivel carga cognitiva CC_t representa la acumulación total de información que el decisor puede procesar en un instante s , en el intervalo de t_0 hasta t (con un rango de 1 a 40 minutos). Su ecuación se describe como sigue:

$$CC_t = \int_{t_0}^t [(F_i(s) + F_e(s) + F_{CS2}(s)) - (FI_p(t) + FI_{sp}(t))]ds + CC_{t_0} \quad (2)$$

donde $F_i(s)$ es el flujo de entrada de información a procesar en cualquier momento s entre t_0 y t . El flujo de entrada $F_e(s)$ es el flujo emocional, también en cualquier momento s entre t_0 y t . El flujo de entrada $F_{CS2}(s)$ es la carga asociada con el uso del sistema cognitivo 2, en cualquier momento dentro del mismo intervalo. Los flujos de salida FI_{sp} y FI_p son influidos por las capacidades cognitivas (C_{ac}), y se declaran de la siguiente manera:

$$FI_{sp}(t) = (CC_t + d_e) - (C_{ac}) \quad (3)$$

$$FI_p(t) = C_{ac} \quad (4)$$

De la ecuación (3), $FI_{sp}(t)$ representa el flujo de salida de información sin procesar, e indica la tasa instantánea de cambio en el momento t de la fuga de información. En la ecuación (4) $FI_p(t)$ es el flujo de salida de CC_t que corresponde a la información procesada efectivamente por el agente, que es determinada por las capacidades cognitivas.

Para representar la cantidad de información con incertidumbre que se retroalimenta en el sistema y su capacidad de adaptación a dicha incertidumbre, se integran al modelo las variables de nivel de entropía de la información (E_n) y ruido rosa (Rr). Para ello, es necesario explicar la ecuación que describe a la variable auxiliar información con incertidumbre (I_u). Esta variable es la transformación de los datos a procesar (D_p) y el nivel de certeza (c), como una proporción de información que contiene incertidumbre. Según Shannon (1948), la información

I se define cómo: $I = \log_2 \left(\frac{1}{p} \right) = -\log_2 P$. Con esto en cuenta, se puede declarar la siguiente ecuación:

$$I_u = \log_2 \left(\frac{1}{c} \right) D_p \quad (5)$$

Ahora bien, para modelar la variable de nivel entropía de la información, E_n se sigue la propuesta de Montenegro (2011), que muestra a la entropía en tiempo continuo como: $H(X) = -\int f_X(x) \log f_X(x) dx$. Donde $H(X)$ representa la entropía de la variable aleatoria continua X , y $\int f_X(x)$ es la función de densidad de probabilidad de $H(X)$. Sin embargo, al tratarse de un sistema complejo dinámico y adaptativo, la función de densidad también debe ser dinámica y evolucionar con el sistema. Para capturar esta naturaleza dinámica, se utiliza el ruido rosa, $Rr(t)$, un tipo de señal aleatoria que introduce autocorrelación en el sistema y afecta la evolución y distribución de la entropía a lo largo del tiempo.

Para capturar la influencia del ruido rosa ($Rr(t)$) en la dinámica temporal del sistema, la función de densidad de la entropía se extiende a $f_X(x, Rr(t))$, donde t representa la dimensión temporal y encapsula el efecto del ruido rosa. Así, la función de la entropía de la información se extiende como: $H(X) = -\int f_X(x, Rr(t)) \log f_X(x, Rr(t)) dx$. Por lo que, para continuar con su estructura en el modelo de DS, es necesario modelar la variable de nivel ruido rosa ($Rr(t)$). Esta se declara mediante la siguiente ecuación:

$$Rr(t) = \int_{t_0}^t \varphi(s) ds + Rr(t_0), \quad (6)$$

donde $\varphi(s) = \left(\frac{W_{a(t)} - Rr(t)}{\text{autocorrel}} \right)$ es la función que representa la contribución del ruido rosa en cualquier momento s entre t_0 y t , es decir, el flujo de entrada a Rr . El término $W_{a(t)}$ representa una fluctuación aleatoria ajustada al ruido blanco $W_{(t)}$.¹³ Este ajuste permite que el sistema incorpore la memoria inherente al ruido rosa, ya que $\varphi(s)$ se basa no solo en la entrada aleatoria actual, sino también en la autocorrelación que captura la influencia de estados anteriores. Existe un mecanismo de estabilización debido al bucle de retroalimentación negativa entre $Rr(t)$, $W_{a(t)} - Rr(t)$

¹³ El ruido blanco es una cantidad aleatoria independiente e idénticamente distribuida, que se extrae en cada paso temporal t , que sigue $W_{(t)} \sim N(0,1)$.

y $\varphi(s)$, que se observa en la figura 1, ayuda a mantener al $Rr_{(t)}$ dentro de ciertos límites.¹⁴ Si $Rr_{(t)}$ aumenta, $W_{a(t)} - Rr_{(t)}$ se hace más pequeño, lo que reduce $\varphi(s)$. La autocorrelación en el denominador tiene un efecto similar. Si la autocorrelación aumenta, implica que los cambios en el ruido rosa serán más suaves, ya que el efecto del ruido blanco $W_{a(t)}$ se distribuye a lo largo del tiempo.

En el modelo, la memoria acumulada sobre información pasada ($Rr_{(t)}$) y la proporción de información con incertidumbre (I_u) actúan como flujos de entrada para la entropía (E_n). Este flujo, representado por (ρ) , refleja cómo el ruido rosa modifica la distribución de la entropía en el sistema mediante el mecanismo de retroalimentación que estabiliza o amplifica la variación de la incertidumbre. El flujo de entrada ρ es la tasa instantánea de cambio siguiente: $\frac{d\rho}{dt} = Rr_{(t)} * I_u$. De esta manera, la entropía de la información (E_n) integra continuamente las señales con incertidumbre que son distribuidas con el ruido rosa de la siguiente forma:

$$E_n(t) = \int_{t_0}^t [\rho(s) - E_f(t)] ds + E_n(t_0) \quad (7)$$

donde $E_f(t)$ es flujo de salida que actúa como un filtro de la información entrópica, definido como: $\frac{dE_f}{dt} = RI * E_n$. Donde RI representa la desatención racional del agente, que es un parámetro que varía entre de 0 y 1, mientras más cercano a 1, mayor es la fuga de entropía en el sistema, lo que implica un aumento en la información con incertidumbre (I_u).

Finalmente, con la interacción de todas las variables de nivel, de flujo y auxiliares del sistema, junto con las retroalimentaciones y rezagos temporales, fue posible llegar a la última ecuación:

$$D_t = \begin{cases} 1 & \text{si } TI_p > TI_{sp} \\ 0 & \text{si } TI_p \leq TI_{sp} \end{cases} \quad (8)$$

¹⁴ Estos límites se ajustan por la autocorrelación y por el *time step*, que es la frecuencia con la que el modelo actualiza sus variables y ejecuta cálculos. Por ejemplo, si el *time step* es de 1 día, Vensim calculará el estado del sistema cada día. Si es de 0.1 días, hará los cálculos cada 0.1 días. Un *time step* más pequeño generalmente conduce a una simulación más precisa porque captura cambios más pequeños y frecuentes en el sistema.

donde D_t es una variable auxiliar que está en función de las variables de nivel TI_p (total de información procesada) y TI_{sp} (total de información sin procesar). Esta variable representa los periodos en los que la toma de decisiones del agente se puede considerar racional y aquellos periodos en que se puede considerar con racionalidad limitada. La ecuación (8) se modeló como una función lógica condicional: si cantidad total de información procesada supera a la cantidad total de información sin procesar, entonces, la decisión final se puede considerar racional ($D_t = 1$) de lo contrario, la racionalidad está limitada ($D_t = 0$).

Con este modelo propuesto de Dinámica de Sistemas, se capturó la dinámica de los rezagos temporales, los bucles de retroalimentación, la no linealidad y la adaptación en el procesamiento de información de un agente económico representativo. El modelo permite evaluar la eficiencia cognitiva en la toma de decisiones del agente, quien está sujeto a una acumulación de carga cognitiva, niveles limitados de capacidades cognitivas y a información con incertidumbre, y a los flujos emocionales que dicha incertidumbre provoca.

Resultados

Resultados y análisis de sensibilidad

Se realizaron cinco simulaciones, cada una con condiciones iniciales diferentes para evaluar el comportamiento del sistema. La tabla 1 resume los parámetros ajustados para cada simulación. En la simulación 1 (S1), el agente enfrenta una situación altamente favorable, con alta certeza en la información y una racionalidad moderadamente alta. En la simulación 2 (S2), se explora un contexto opuesto, con alta incertidumbre y poca racionalidad. Se destacan otros escenarios clave como la simulación 3 (S3), con alta certeza, pero baja racionalidad, y la simulación 4 (S4), con alta incertidumbre y una racionalidad moderada. La Simulación 5 (S5) se distingue por la autocorrelación del ruido rosa.

TABLA 1. PARÁMETROS AJUSTADOS PARA EL ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD

SIMULACIÓN	DATOS A PROCESAR (DP)	CERTEZA (C)	RACIONALIDAD (RP)	AUTOCORRELACIÓN
1	3000 bpm	0.8	0.6	1
2	3600 bpm	0.2	0.2	1
3	3600 bpm	0.7	0.2	1
4	3600 bpm	0.1	0.6	1
5	3600 bpm	0.2	0.3	5.7 hasta 18.62. En S5=15.57

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados de la tabla 2 destacan los cambios en las variables clave del modelo en cada simulación. A medida que varían los niveles de incertidumbre, racionalidad y autocorrelación, se observan diferencias notables en la entropía (E_n), la acumulación de carga cognitiva (CC_t), el comportamiento de los flujos (F_i, F_e) y la evolución de las capacidades cognitivas (C_{ac}).

En la S1 la baja incertidumbre se refleja en un crecimiento controlado de la carga cognitiva (CC_t), alcanza su máximo en t_{30} , para luego decaer ligeramente. Esto indicaría que debido a la baja entropía (E_n) en el sistema, las capacidades cognitivas (C_{ac}) permiten al agente procesar una cantidad mayor de información, pues estas crecen de manera exponencial a partir de t_2 . Si bien la entropía aumenta progresivamente, lo hace a un ritmo más controlado que en simulaciones con mayor incertidumbre, como S2 y S4.

En S2, con alta incertidumbre y con baja racionalidad, la carga cognitiva aumenta drásticamente en los periodos t_2, t_3 y t_4 . La entropía es significativamente mayor que en la S1, lo que refleja la dificultad del agente para gestionar sus recursos cognitivos. Las capacidades cognitivas crecen, pero no lo suficiente para compensar la sobrecarga, lo que resulta en decisiones con racionalidad limitada ($D_t = 0$) durante todo el intervalo. Tanto el flujo de información (F_i) como el flujo emocional (F_e) crecen de manera constante, pero (F_e) experimenta un crecimiento más suave debido al bucle de retroalimentación emocional que es de balance.

Tabla 2. RESULTADOS VARIABLES FLUJOS Y NIVELES

Simulación/ Unidades	Flujo de Información (F_I)/bpm	Flujo Emocional (F_E)/bpm	Carga Cognitiva (C_C)/bits	Capacidades cognitivas (C_{cc})/bpm	Total de Información procesada (T_{Ip})/bpm	Total de Información procesar (T_{Isp})/bits	Entropía (E_n) /bits	Decisión en el tiempo (D_t)/bpm (t_r =racional, o-racionalidad limitada)
1	$t_c = 3000$ $t_b = 376096$ $t_r = 3.56898 M$ $t_+ = 5.32535 M$ $t_c = 9.38704 M$ $t_r = 9.30326 M$ $t_+ = 9.30326 M$	$t_c = 965.884$ $t_b = 1046.36$ $t_r = 1120.13$ $t_+ = 1187.75$ $t_c = 10.5134 M$ $t_r = 11.0145 M$ $t_+ = 10.1046 M$	$t_c = 3965.78$ $t_b = 231771$ $t_r = 377061$ $t_+ = 444481$ $t_c = 1.35242 B$ $t_r = 6.10312 B$ $t_+ = 6.26084 B$ $t_c = 6.26097 B$	$t_c = 287.066$ $t_b = 231771$ $t_r = 444481$ $t_+ = 3.5242 B$ $t_c = 6.10312 B$ $t_r = 150.248 B$ $t_+ = 212.857 B$	$t_c = 0$ $t_b = 287.066$ $t_r = 231672$ $t_+ = 13777.3$ $t_c = 24291.2$ $t_r = 24074.4$ $t_+ = 23613.8$	$t_c = 0$ $t_b = 0$ $t_r = 0$ $t_+ = 0$ $t_c = 0$ $t_r = 0$ $t_+ = 0$	$t_c = 8358.94$ $t_b = 74827.4$ $t_r = 13777.3$ $t_+ = 24291.2$ $t_c = 24074.4$ $t_r = 23613.8$	$t_c = 0$ $t_b = 1$ $t_r = 1 \dots t_+ = 1$
2	$t_c = 3520$ $t_b = 53.4443 M$ $t_r = 489.266 M$ $t_+ = 553.825 M$ $t_c = 707.02 M$ $t_r = 672.114 M$ $t_+ = 697.059 M$	$t_c = 8173.29$ $t_b = 8854.38$ $t_r = 9478.71$ $t_+ = 10051$ $t_c = 12611.4$ $t_r = 15691$ $t_+ = 16071.8$	$t_c = 0$ $t_b = 11693.2$ $t_r = 53.4525 M$ $t_+ = 489.274 M$ $t_c = 626.072 M$ $t_r = 689.94 M$ $t_+ = 551.11 M$	$t_c = 28.3165$ $t_b = 191587$ $t_r = 367614$ $t_+ = 1.75045 B$ $t_c = 7.89995 B$ $t_r = 8.10329 B$ $t_+ = 8.10375 B$	$t_c = 0$ $t_b = 283.165$ $t_r = 185076$ $t_+ = 492828$ $t_c = 32.8042 B$ $t_r = 194.476 B$ $t_+ = 275.512 B$	$t_c = 0$ $t_b = 0$ $t_r = 0$ $t_+ = 3.17784 T \dots$ $t_c = 0$ $t_r = 0$ $t_+ = 3.17784 T \dots$	$t_c = 0$ $t_b = 8173.19$ $t_r = 74827.4$ $t_+ = 84701$ $t_c = 108130$ $t_r = 102792$ $t_+ = 106607$	$t_c = 0 \dots t_+ = 0$
3	$t_c = 3600$ $t_b = 2.7489 M$ $t_r = 25.1374 M$ $t_+ = 28.4539 M$ $t_c = 36.3236 M$ $t_r = 34.5305 M$ $t_+ = 35.8119 M$	$t_c = 1852.56$ $t_b = 2006.93$ $t_r = 2148.43$ $t_+ = 2278.14$ $t_c = 2858.42$ $t_r = 3556.38$ $t_+ = 3642.7$	$t_c = 5452.46$ $t_b = 2.75075 M$ $t_r = 25.1393 M$ $t_+ = 33.1532 M$ $t_c = 36.4858 M$ $t_r = 29.354 M$	$t_c = 102.144$ $t_b = 155510$ $t_r = 298317$ $t_+ = 415.285 M$ $t_c = 1.87357 B$ $t_r = 1.92235 B$ $t_+ = 1.92244 B$	$t_c = 102.144$ $t_b = 154131$ $t_r = 438879$ $t_+ = 7.78019 B$ $t_c = 46.1283 B$ $t_r = 65.3521 B$	$t_c = 0$ $t_b = 0$ $t_r = 0$ $t_+ = 0$ $t_c = 0$ $t_r = 0$ $t_+ = 0$	$t_c = 1852.46$ $t_b = 16959.7$ $t_r = 19197.6$ $t_+ = 24507.9$ $t_c = 23297.9$ $t_r = 24162.6$	$t_c = 0$ $t_b = 1$ $t_r = 1 \dots t_+ = 1$
4	$t_c = 3600$ $t_b = 57.2101 M$ $t_r = 546.625 M$ $t_+ = 816.076 M$ $t_c = 1.43885 B$ $t_r = 1.42601 B$ $t_+ = 1.39872 B$	$t_c = 11959$ $t_b = 12955.6$ $t_r = 13869.1$ $t_+ = 14706.5$ $t_c = 18452.9$ $t_r = 22958.9$ $t_+ = 23516.2$	$t_c = 0$ $t_b = 15558.9$ $t_r = 57.2221 M$ $t_+ = 546.637 M$ $t_c = 1.38269 B$ $t_r = 1.44753 B$ $t_+ = 1.30802 B$	$t_c = 42.7382$ $t_b = 430029$ $t_r = 825153$ $t_+ = 24.1048 B$ $t_c = 108.8 B$ $t_r = 111.596 B$ $t_+ = 111.596 B$	$t_c = 0$ $t_b = 42.7382$ $t_r = 425288$ $t_+ = 1.20473 M$ $t_c = 45.1789 B$ $t_r = 2.67828 T$ $t_+ = 3.79424 T$	$t_c = 0 \dots t_+ = 0$ $t_b = 2.57789 T \dots$ $t_r = 2.57789 T$	$t_c = 0$ $t_b = 11958.9$ $t_r = 114270$ $t_+ = 170599$ $t_c = 300789$ $t_r = 298104$ $t_+ = 292401$	$t_c = 0$ $t_b = 1$ $t_r = 1 \dots t_+ = 1$
5	$t_c = 3600$ $t_b = 48.9139 M$ $t_r = 73.841 M$ $t_+ = 83.6195 M$ $t_c = 317.884 M$ $t_r = 537.9 M$ $t_+ = 576.377 M$	$t_c = 8359.04$ $t_b = 9055.61$ $t_r = 9694.13$ $t_+ = 10279.4$ $t_c = 12898$ $t_r = 16047.6$ $t_+ = 16437.1$	$t_c = 0$ $t_b = 11958.9$ $t_r = 48.9223 M$ $t_+ = 73.8493 M$ $t_c = 288.178 M$ $t_r = 534.39 M$ $t_+ = 571.452 M$	$t_c = 42.9911$ $t_b = 300590$ $t_r = 576768$ $t_+ = 4.21276 B$ $t_c = 19.0135 B$ $t_r = 19.5031 B$ $t_+ = 19.5032 B$	$t_c = 0$ $t_b = 42.9911$ $t_r = 294782$ $t_+ = 862717$ $t_c = 78.9534 B$ $t_r = 468.057 B$ $t_+ = 663.088 B$	$t_c = 0$ $t_b = 0$ $t_r = 0$ $t_+ = 427.064 B \dots t_r$ $t_c = 427.064 B$	$t_c = 0$ $t_b = 8358.94$ $t_r = 12619.1$ $t_+ = 14290.2$ $t_c = 54326.9$ $t_r = 91928.2$ $t_+ = 98504.1$	$t_c = 0$ $t_b = 1$ $t_r = 1 \dots t_+ = 1$

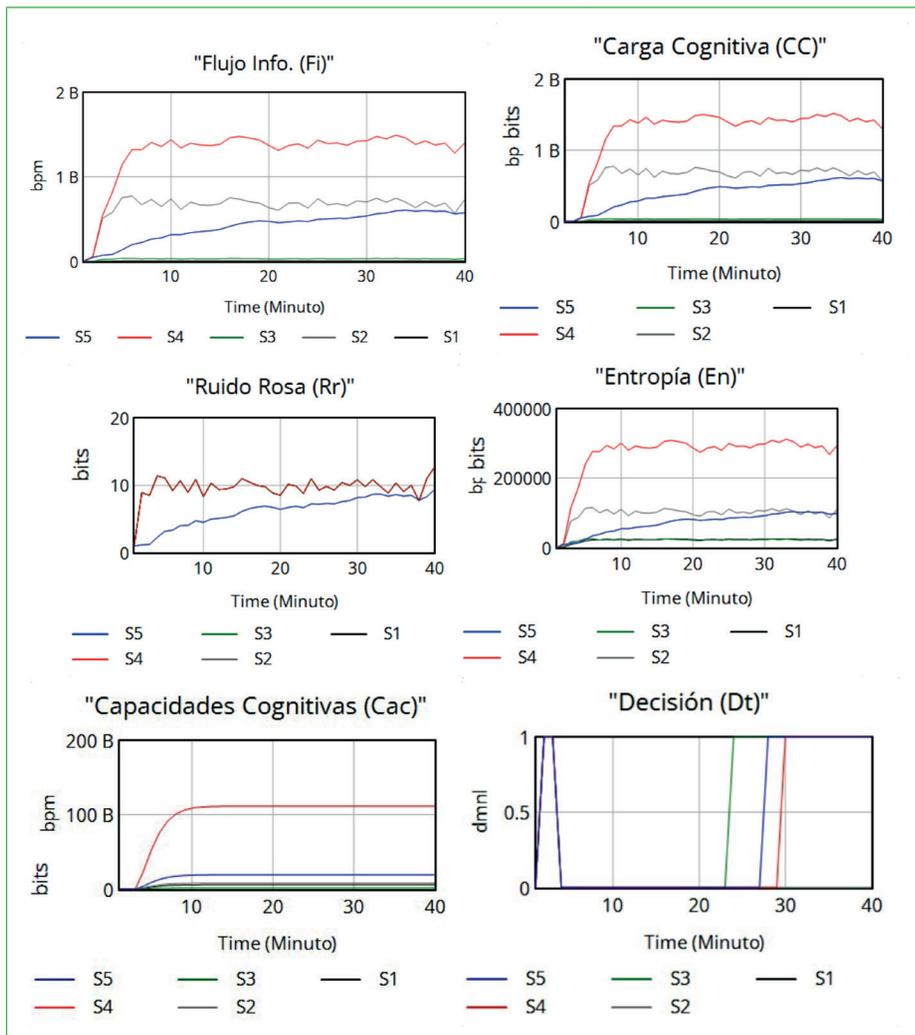
Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos después de las simulaciones en Venisim PLE.

En la S_3 con alta certeza y baja racionalidad, (CC_t) sigue un patrón similar a la S_1 , pero con una carga más evidente desde t_3 . Las capacidades cognitivas muestran un crecimiento mucho menor que en comparación con la S_1 , dejan una gran cantidad de información sin procesar (TI_{sp}) . A pesar de la moderada entropía debido a la certidumbre en la información, la baja racionalidad del agente limita su capacidad para procesar información de manera eficiente. Su poca gestión cognitiva denota racionalidad limitada en su decisión por 20 periodos, solo es a partir de t_{24} que vuelve a procesar información eficientemente.

En la S_4 , la combinación de alta incertidumbre y moderada racionalidad resulta en una gran acumulación de carga cognitiva, mayor que en cualquier otra simulación. Esto se observa desde t_3 , llegando a un ápice en t_{30} . Esto se debe a la acumulación en la variable de nivel E_n y el incremento en el flujo de entrada F_{CS2} , por el uso del sistema cognitivo 2. Este sistema cognitivo, aunque aumenta las capacidades cognitivas (C_{ac}) , también acumula carga cognitiva. A pesar de esto, las C_{ac} aumentan de manera notable, lo que beneficia el procesamiento de una gran cantidad de información. Sin embargo, la racionalidad es limitada desde t_{24} hasta t_{30} .

Finalmente, en la S_5 con alta incertidumbre y baja racionalidad se introduce una dinámica temporal distinta debido a la autocorrelación del ruido rosa que afecta tanto a la entropía (E_n) como al flujo de información (F_i) . La baja racionalidad provoca que el agente desatienda mayores cantidades de información y se filtren grandes volúmenes de entropía hacia F_i . Esto a su vez incrementa de nuevo la carga cognitiva, creando un bucle de realimentación positiva o de refuerzo, lo cual ocasiona un círculo vicioso. Solo cuando se aumenta el parámetro de autocorrelación, se rompe dicho círculo, y se acumula información pasada en el nivel ruido rosa $R_r(t)$, lo que atenúa las señales aleatorias de la función de densidad del nivel E_n . Esto se puede visualizar en las gráficas de la figura 2, en donde el ruido rosa (línea azul correspondiente a S_5) tiene un crecimiento suave respecto a las demás simulaciones.

FIGURA 2. GRÁFICAS VARIABLES DE FLUJO Y NIVEL



Fuente: Elaboración propia generados con el software Vensim PLE.

En esta misma figura 2, en la gráfica para la entropía, se observa que en la S4 (línea roja) es mucho mayor que la S5 (línea azul), a pesar de que ambas simulaciones cuentan con niveles altos de incertidumbre y que en la S4 la racionalidad es mayor que en la S5. Si bien, desde t_4 hasta t_{27} la decisión fue clasificada con racionalidad limitada ($D_t = 0$), a partir de t_{28} se clasificó como una decisión racional, pues el procesamiento de información fue eficiente ($D_t = 1$).

Los resultados muestran la importancia de la memoria en los sistemas complejos que dan lugar a la autoorganización y emergencia. Y en este caso lleva a un proceso adaptativo en la información con incertidumbre en la que el agente actualiza sus creencias sobre el contexto incierto y puede procesar información de manera eficiente en momentos posteriores a las condiciones iniciales dadas.

Discusión

Una de las funciones clave de la ciencia económica es la asignación eficiente de recursos escasos, y como mencionan Gross & Grossman (2010), la atención y las funciones ejecutivas son recursos cognitivos limitados en los individuos.¹⁵ Los resultados de las simulaciones muestran la importancia de gestionar estos recursos cognitivos de manera eficiente en el procesamiento de información para la toma de decisiones, ya que un aumento en la carga cognitiva afecta directamente la disponibilidad de dichos recursos (Drichoutis & Nayga, 2020). Este fenómeno se verificó particularmente en las simulaciones 2 y 4, donde, conforme a lo que afirman Deck & Jahedi (2015), las decisiones bajo alta carga cognitiva tienden a ser menos eficientes en múltiples contextos económicos.

Según Allen et al. (2014) remembering an eight-digit number, cuando los individuos dependen de procesos deliberados en condiciones de alta carga cognitiva e incertidumbre, pueden enfrentar dificultades para interpretar adecuadamente la información. Esto se refleja en los resultados de las simulaciones, donde el uso intensivo del sistema cognitivo 2 aumentó las capacidades cognitivas, pero también generó un bucle de retroalimentación positiva que amplificó la sobrecarga del sistema. Esto indica que el uso de los recursos cognitivos deliberados (la ra-

¹⁵ Aunque no de manera directa, el concepto de recursos cognitivos es un pilar de la neuroeconomía, campo que usa técnicas como la fMRI para revelar las bases neuronales de la decisión. La evidencia empírica asocia la corteza prefrontal con la gestión de la carga cognitiva (sistema 2) y la amígdala con el procesamiento emocional (Alsharif et al., 2021; Camerer et al., 2005).

cionalidad) tiene un límite, y aunque es esencial para manejar la incertidumbre, puede llegar a ser insuficiente para enfrentar una carga cognitiva extrema (gráfica de la figura 2 correspondiente a las capacidades cognitivas). Solo en la simulación 5, donde se logró la adaptación a la entropía mediante la autocorrelación del ruido rosa, se observó una mejora en la gestión de la información.

En sistemas dinámicamente complejos, la entropía tiende a ser elevada y multifacética, pero relevante para explicar los flujos de información y detectar relaciones causales entre los componentes del sistema, lo que conlleva a generar nueva información y, por tanto, comportamientos emergentes (Hlavackovaschindler et al., 2007; Weber, 2020; Yuan et al., 2024)2007; Weber, 2020; Yuan et al., 2024. En las simulaciones con alta entropía (S2, S3 y S4) se mostró que su acumulación afectó a todo el sistema a través de la retroalimentación positiva hacia el flujo de información que iba dirigido a la carga cognitiva. Sin embargo, fue gracias a que la entropía fue imbuida por la señal del ruido rosa que se mostraron patrones emergentes en el sistema.

El ruido rosa ha sido ampliamente investigado en el ámbito de la cognición humana, se ha mostrado su influencia en procesos clave como la percepción, la atención y la memoria (Meacham & Prado Casanova, 2018; Van Orden et al., 2003; Wagenmakers et al., 2004). Según Gilden et al. (1995), el ruido rosa indica la presencia de fluctuaciones que siguen un patrón fractal, caracterizado por su autosimilitud. Esto sugiere una naturaleza adaptativa de los sistemas cognitivos humanos. Esto se pudo verificar en la simulación 5, donde el aumento del parámetro de la autocorrelación reflejó cómo los agentes pueden adaptarse continuamente a un entorno incierto. La adaptación implica la noción de que los humanos pueden superar sus límites cognitivos cuando se enfrentan repetidamente a las mismas opciones (Newell, 1990), lo que permite a los agentes aprender y mejorar sus habilidades con el paso del tiempo.

La adaptación y aprendizaje no dependen únicamente de la autocorrelación; también involucran la selección y priorización de información a través del uso de diferentes dominios cognitivos, lo que implica una combinación flexible¹⁶ entre los sistemas 1 y 2. A este proceso se conoce como control cognitivo (Wu et al., 2016). Este concepto está estrechamente relacionado con la teoría de la desatención racional que sugiere que los individuos pueden ejercer control cognitivo al

¹⁶ Véase el trabajo de Laureiro-Martínez & Brusoni (2018) sobre la flexibilidad cognitiva.

seleccionar la información relevante, lo que se alinea con investigaciones que indican que el control cognitivo ayuda a filtrar la información y a dirigir la atención de manera eficiente (Miller & Cohen, 2001). Esto se muestra en el modelo de DS con la variable auxiliar del modelo γ , que actúa como el modulador del filtro para la entropía en la información en el sistema. Este filtro o selección de información relevante es una estrategia que permite a los agentes usar sus recursos cognitivos de manera eficiente para adaptarse a la información incierta, y así superar la carga y capacidad limitada en un momento dado.

Conclusiones, limitantes y futuros estudios

Con la presente investigación se logró explicar el efecto de la incertidumbre, las emociones y el uso del sistema cognitivo 2 modelados como rezagos temporales, en el procesamiento de información de los agentes económicos durante la toma de decisiones. Los rezagos, las variables de nivel y el ruido rosa demostraron ser cruciales para representar la memoria y los efectos retardados en el procesamiento de información. Además, los bucles de retroalimentación capturaron las influencias cíclicas entre las emociones positivas y negativas, los sistemas cognitivos y la entropía de la información, lo que pone en evidencia que el proceso de decisión es un sistema complejo dinámico y adaptativo.

Los resultados sugieren que la gestión de los recursos cognitivos de los agentes se da a través de sus capacidades cognitivas, las cuales no son constantes a lo largo de todos los periodos en el proceso de decisión. Las capacidades cognitivas dependen de las condiciones iniciales del sistema y del proceso emergente de adaptación y aprendizaje basado en la información y los contextos pasados. Este fenómeno refleja cómo el agente ajusta sus capacidades cognitivas en respuesta a la incertidumbre y a sus emociones. A este ajuste se le puede llamar control cognitivo o desatención racional. Pues a medida que hay interacción con entornos complejos, hay un proceso adaptativo en el cual se selecciona la información relevante mientras se desatiende otra que puede sobrecargar al sistema cognitivo. Esta desatención racional sirve como una estrategia para procesar la información de manera eficiente, que en este contexto es procesar una mayor cantidad de información de la que se fuga o queda sin procesar. Por tanto, se concluye que la eficiencia cognitiva del agente económico depende de sus capacidades cognitivas y la adaptación a las fluctuaciones de incertidumbre, flujo emocional y carga cognitiva a través del tiempo.

El enfoque de este trabajo y el modelo planteado aporta al marco de referencia en la Dinámica de Sistemas Conductual, rama de la DS que puede usarse como base teórica junto a la Economía Conductual para modelar y simular comportamientos individuales y agregados contextos complejos y con racionalidad limitada. También se hace un aporte metodológico de la DS y la Economía de la Complejidad, siendo la primera un medio para explicar fenómenos y sistemas complejo. Gracias a los resultados del modelo, y la discusión teórica, se pudo realizar un vínculo importante entre la teoría de la desatención racional y el control cognitivo, así como el enlace entre la entropía, con procesos estocásticos como el ruido rosa, que dan lugar a elementos emergentes y adaptativos en los sistemas complejos y la cognición humana.

Una limitante del presente estudio es el horizonte temporal del análisis, que se restringe a 40 minutos. Sería pertinente realizar futuros estudios y extender el horizonte temporal. Además, la realización de experimentos con sujetos de prueba podría proporcionar datos empíricos para validar los comportamientos y lapsos modelados en la toma de decisiones económica y con distintos niveles de entropía en la información (controlando la ambigüedad, complejidad y predictibilidad de las tareas presentadas a los participantes) con el fin de comparar grupos de sujetos.

Otra limitante fue el supuesto de homogeneidad del agente representativo, pues la DS es una metodología tipo *top-down* (de lo macro a lo micro) que no distingue entre agentes heterogéneos, como su contraparte, la modelación basada en agentes. Adicionalmente, el modelo actual no incorpora dinámicas organizacionales, como la jerarquía, cultura o la política interna, que ineludiblemente condicionan la toma de decisiones en contextos reales. Explorar cómo las variables existentes en un contexto organizacional afectan los bucles de retroalimentación del sistema cognitivo representa una oportunidad para futuras investigaciones. También para futuros estudios se puede vincular el proceso de memoria junto con las emociones y su evolución y adaptación con el paso del tiempo, a través de bucles de retroalimentación entre las emociones y dichos procesos de memoria a largo plazo.

Referencias

- Abraham, R. H. (1984). Complex Dynamical Systems. En X. J. R. Avula, R. E. Kalman, A. I. Liapis, & E. Y. Rodin (eds.). *Mathematical Modelling in Science and Technology* (pp. 82-86). Pergamon. <<https://doi.org/10.1016/B978-0-08-030156-3.50020-5>>.
- Allen, P. M., Edwards, J. A., Snyder, F. J., Makinson, K. A., & Hamby, D. M. (2014). The Effect of Cognitive Load on Decision Making with Graphically Displayed Uncertainty Information. *Risk Analysis*, 34(8), 1495-1505. <<https://doi.org/10.1111/risa.12161>>.
- Alsharif, A. H., Salleh, N. Z. M., & Baharun, R. (2021). The Neural Correlates of Emotion in Decision-making. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, 11(7), 64-77.
- Alvino, L., & Franco, M. (2017). The Decision-Making Process Between Rationality and Emotions. *International Journal of scientific research and management*, 5(9), 7074-7092. <<https://doi.org/10.18535/ijserm/v5i9.18>>.
- Anatolij Tkach, & Tkach, A. (2019). The Role of Emotions in Economic Desion-Making. *Humanities and Social Sciences quarterly*, 26(2), 145-155. <<https://doi.org/10.7862/rz.2019.hss.21>>.
- Aracil, J., & Gordillo, F. (1997). *Dinámica de sistemas*. <<https://dialnet.unirioja.es/servlet/libro?codigo=216476>>.
- Arthur, W. B. (1989). Competing Technologies, Increasing Returns, and Lock-In by Historical Events. *Economic Journal*, 99(394), 116-131.
- Arthur, W. B. (1999). Complexity and the Economy. *Science*, 284(5411), 107-109.
- Arthur, W. B. (2014). *Complexity and the Economy*.
- Arthur, W. B. (2021). Foundations of Complexity Economics. *Nature Reviews Physics*, 3(2), Article 2. <<https://doi.org/10.1038/s42254-020-00273-3>>.
- Bah, S., Radzicki, M., & Smith, A. (2023). *Bringing Behavioral Economics into System Dynamics: Some Challenges, Solutions, and a Path Forward* (pp. 107-135). <https://doi.org/10.1007/978-3-031-40635-5_4>.
- Bak, P., Tang, & Wiesenfeld, K. (1987). Self-organized Criticality: An Explanation of the $1/f$ noise. *PubMed*. <<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/10035754/>>.
- Balland, P.-A., Broekel, T., Diodato, D., Giuliani, E., Hausmann, R., O'Clery, N., & Rigby, D. (2022). The New Paradigm of Economic Complexity. *Research Policy*, 51(3), 104450. <<https://doi.org/10.1016/j.respol.2021.104450>>.
- Bertalanffy, L. von. (1950). An Outline of General System Theory. *British Journal for the Philosophy of Science*, 1(2), 134-165. <<https://doi.org/10.1093/bjps/i.2.134>>.

- Bragger, J. D., Bragger, D., Hantula, D. A., & Kirnan, J. (1998). Hyteresis and Uncertainty: The Effect of Uncertainty on Delays to Exit Decisions. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 74(3), 229-253. <<https://doi.org/10.1006/obhd.1998.2779>>.
- Camerer, C., Loewenstein, G., & Prelec, D. (2005). Neuroeconomics: How Neuroscience Can Inform Economics. *Journal of Economic Literature*, 43(1), 9-64. <<https://doi.org/10.1257/0022051053737843>>.
- Castaneda, G. (2021). *The Paradigm of Social Complexity: An Alternative Way of Understanding Societies and their Economies Praise for the book*.
- Castañeda, G. (2021). *The Paradigm of Complexity*. Centro de Estudios Espinosa Iglesias.
- Castillo, Sanchez, & Venegas (2010). *La modelación económica. Una interpretación de la simulación dinámica de sistemas*. Universidad Autónoma Metropolitana.
- Cavaleri, D. (2017). Complexity in Economics: System Dynamics and Policy Implications. *History of Economic Ideas*, 25(3), 101-136.
- Cavana, Y., Dangerfield, Pavlov, Radzicki, & Wheat. (2021). *Feedback Economics: Economic Modeling with System Dynamics*. Springer. <<https://doi.org/10.1002/sdr.1695>>.
- Chen, J. (2002). An Entropy Theory of Value. *SSRN Electronic Journal*. <<https://doi.org/10.2139/ssrn.307442>>.
- Clark, A. (2015). *Embodied Prediction*. <<https://www.semanticscholar.org/paper/Embodied-Prediction-Clark/76a1b8a721673417723915845555175f9ed3eeef3>>.
- Crookes, D. J., & De Wit, M. P. (2014). Is System Dynamics Modelling of Relevance to Neoclassical Economists? *South African Journal of Economics*, 82(2), 181-192. <<https://doi.org/10.1111/saje.12038>>.
- Dangerfield, B. (2006). *A System Dynamics Model for Economic Planning in Sarawak*. <<https://www.semanticscholar.org/paper/A-System-Dynamics-Model-for-Economic-Planning-in-Dangerfield/69d9312f72dd2390502eb7ff97470f93df832d20>>.
- Deck, C., & Jahedi, S. (2015). The Effect Of Cognitive Load On Economic Decision Making: A Survey And New Experiments. *European Economic Review*, 78, 97-119. <<https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2015.05.004>>.
- Devine, S. (2018). An Economy Viewed as a Far-from-Equilibrium System from the Perspective of Algorithmic Information Theory. *Entropy*, 20(4), Article 4. <<https://doi.org/10.3390/e20040228>>.
- Dooley, K. J. (2022). Complex Adaptive Systems. En *Handbook of Theories for Purchasing, Supply Chain and Management Research* (pp. 335-344). Edward Elgar

- Publishing. <<https://www.elgaronline.com/edcollchap/book/9781839104503/book-part-9781839104503-26.xml>>.
- Drichoutis, A. C., & Nayga, R. M. (2020). Economic Rationality Under Cognitive Load. *The Economic Journal*, 130(632), 2382-2409. <<https://doi.org/10.1093/ej/ueaa052>>.
- Elsner, W. (2017). Complexity Economics as Heterodoxy: Theory and Policy. *Journal of Economic Issues*, 51(4), 939-978.
- Esther-Mirjam Sent, & Sent, E.-M. (2000). *Complexity in Economics*. <<https://doi.org/10.1007/978-3-030-47898-8>>.
- Evans, J. St. B. T. (2003). In two minds: Dual-process Accounts of Reasoning. *Trends in Cognitive Sciences*, 7(10), 454-459. <<https://doi.org/10.1016/j.tics.2003.08.012>>.
- Faggini, M., & Parziale, A. (eds., 2014). *Complexity in Economics: Cutting Edge Research*. Springer International Publishing. <<https://doi.org/10.1007/978-3-319-05185-7>>.
- Farmer, J. (2012). *Economics Needs to treat the Economy as a Complex System*. <<https://www.semanticscholar.org/paper/Economics-needs-to-treat-the-economy-as-a-complex-Farmer/d6ecocbc2aa6608aob2b2b3659959df7e61f4b9e>>.
- Forrester, J., W. (1961). *Industrial Dynamics*. MIT Press.
- Gabaix, X. (2018). *Behavioral Inattention*. <<https://doi.org/10.1016/bs.hesbe.2018.11.001>>.
- Gabaix, X. (2019). Chapter 4-Behavioral Inattention. En B. D. Bernheim, S. Della-Vigna, & D. Laibson (eds.). *Handbook of Behavioral Economics: Applications and Foundations 1* (vol. 2, pp. 261-343). North-Holland. <<https://doi.org/10.1016/bs.hesbe.2018.11.001>>.
- García, J. M. (2023). *Teoría y ejercicios prácticos de dinámica de sistemas* (3a ed., edición Kindle). Independently Published. <<https://www.amazon.com.mx/dp/1718137931>>.
- Georgescu-Roegen. (1971). *The Entropy Law and the Economic Process*. Harvard University Press.
- Gigerenzer, G. (2008). Why Heuristics Work. *Perspectives on Psychological Science*, 3(1), 20-29. <<https://doi.org/10.1111/j.1745-6916.2008.00058.x>>.
- Gilden, D. L. (2001). Cognitive Emissions of 1/f Noise. *Psychological Review*, 108, 33-56. <<https://doi.org/10.1037/0033-295X.108.1.33>>.
- Gilden, D. L., Thornton, T., & Mallon, M. W. (1995). 1/f noise in Human Cognition. *Science (New York, N.Y.)*, 267(5205), 1837-1839. <<https://doi.org/10.1126/science.7892611>>.
- Gross, R. G., & Grossman, M. (2010). Executive Resources. *CONTINUUM: Lifelong Learning in Neurology*, 16(4), 140-152.

- Haken, H. (1983). *Synergetics: An Introduction : Nonequilibrium Phase Transitions and Self-organization in Physics, Chemistry, and Biology*. Springer.
- Hastie, R., & Dawes, R. M. (2010). *Rational Choice in an Uncertain World: The Psychology of Judgment and Decision Making, 2nd ed* (pp. xii, 374). Sage Publications, Inc.
- Haynes, P., & Alemna, D. (2022). A Systematic Literature Review of the Impact of Complexity Theory on Applied Economics. *Economies*, 10(8), 192. <<https://doi.org/10.3390/economies10080192>>.
- Hertwig, R., & Erev, I. (2009). The Description-Experience Gap in Risky Choice. *Trends in Cognitive Sciences*, 13(12), 517-523. <<https://doi.org/10.1016/j.tics.2009.09.004>>.
- Hlavackovaschindler, K., Palus, M., Vejmelka, M., & Bhattacharya, J. (2007). Causality Detection Based on Information-Theoretic Approaches in Time Series Analysis. *Physics Reports*, 441(1), 1-46. <<https://doi.org/10.1016/j.physrep.2006.12.004>>.
- Hohwy, J. (2013). *The Predictive Mind*. Oxford University Press UK.
- Kahneman, D. (2011). *Thinking, fast and slow* (p. 499). Farrar, Straus and Giroux.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect Theory: Analysis of Decision Under Risk. *Econometrica*, 47(2), 263-291. <<https://doi.org/10.2307/1914185>>.
- Katona, G. (1951). *Psychological Analysis of Economic Behavior* (pp. ix, 347). McGraw-Hill.
- Kauffman, S. A. (1993). *The Origins of Order: Self-organization and Selection in Evolution*. Oxford University Press.
- Kunc, M. (2016). System Dynamics: A Behavioral Modeling Method. *2016 Winter Simulation Conference (WSC)*, 53-64. <<https://doi.org/10.1109/WSC.2016.7822079>>.
- Łatuszyńska, M. (2017). System Dynamics Modeling in Behavioral Decision Making. *Springer Proceedings in Business and Economics*, 24-253.
- Laureiro-Martínez, D., & Brusoni, S. (2018). Cognitive Flexibility and Adaptive Decision-Making: Evidence from a Laboratory Study of Expert Decision Makers. *Strategic Management Journal*, 39(4), 1031-1058. <<https://doi.org/10.1002/smj.2774>>.
- Loewenstein, G. (2000). Emotions in Economic Theory and Economic Behavior. *American Economic Review*, 90(2), 426-432. <<https://doi.org/10.1257/aer.90.2.426>>.
- Meacham, D., & Prado Casanova, M. (2018). The Over-Extended Mind? Pink Noise and the Ethics of Interaction-Dominant Systems. *NanoEthics*, 12(3), 269-281. <<https://doi.org/10.1007/s11569-018-0325-x>>.
- Miller, E. K., & Cohen, J. D. (2001). An Integrative Theory of Prefrontal Cortex Function. *Annual Review of Neuroscience*, 24, 167-202. <<https://doi.org/10.1146/annurev.neuro.24.1.167>>.
- Montenegro, A. (2011). *Información y entropía en economía*. 13(25), 199-221.

- Morecroft, J. (2015). *Strategic Modelling and Business Dynamics: A Feedback Systems Approach: Second Edition*, 1-466. <<https://doi.org/10.1002/9781119176831>>.
- Morriss, J., Tupitsa, E., Dodd, H. F., & Hirsch, C. R. (2022). Uncertainty Makes Me Emotional: Uncertainty as an Elicitor and Modulator of Emotional States. *Frontiers in Psychology*, 13, 777025. <<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.777025>>.
- Newell, A. (1990). *Unified theories of cognition* (pp. xvii, 549). Harvard University Press.
- Nidhee Jadeja, Nina J Zhu, Reda M Lebcir, Franco Sassi, Alison Holmes, & Raheelah Ahmad. (2022). Using System Dynamics Modelling to Assess the Economic Efficiency of Innovations in the Public Sector-A Systematic Review. *PLOS ONE*, 17(2), e0263299-e0263299. <<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0263299>>.
- Parvizian, J., & Tarkesh, H. (2014). Emotional Decision Making in System Dynamics. *System Dynamics Review*.
- Radzicki, M. J. (2005). *Institutional Economics, Post Keynesian Economics, and System Dynamics: Three Strands of a Heterodox Economics Braid*.
- Radzicki, M. J. (2008). System Dynamics and Its Contribution to Economics and Economic Modeling. *Encyclopedia of Complexity and Systems Science*. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-30440-3_539>.
- Radzicki, M. J. (2021). Introduction to Feedback Economics. *Feedback Economics*, 1-8. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-67190-7_1>.
- Richards, F. J. (1959). Flexible Growth Function for Empirical Use | Journal of Experimental Botany | Oxford Academic. *Journal of Experimental Botany*, 10(2), 290-301. <<https://doi.org/10.1093/jxb/10.2.290>>.
- Roos, M. (2017). Behavioral and Complexity Macroeconomics. *European Journal of Economics and Economic Policies: Intervention*, 14(2), 186-199. <<https://doi.org/10.4337/ejeep.2017.02.03>>.
- Sarmiento-Vásquez, A., & López-Sandoval, E. (2017). Una comparación cualitativa de la dinámica de sistemas, la simulación de eventos discretos y la simulación basada en agentes. *Ingeniería Industrial*, 27. <<https://doi.org/10.26439/ing.ind2017.n035.1789>>.
- Senge, P. (2006). *The Fifth Discipline: The Art and Practice of the Learning Organization*. Random House Books.
- Senge, P. M., & Stermen, J. D. (1992). Systems Thinking and Organizational Learning: Acting Locally and Thinking Globally in the Organization of the Future. *European Journal of Operational Research*, 59(1), 137-150. <[https://doi.org/10.1016/0377-2217\(92\)90011-w](https://doi.org/10.1016/0377-2217(92)90011-w)>.

- Shannon, C. E. (1948). A mathematical Theory of Communication. *Bell System Technical Journal*, 27(3), 379-423. <<https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x>>.
- Simon, H. A. (1955). A Behavioral Model of Rational Choice. *Quarterly Journal of Economics*, 69(1), Article 1. <<https://doi.org/10.2307/1884852>>.
- Sims, C. A. (2003). Implications of Rational Inattention. *Journal of Monetary Economics*, 50(3), 665-690. <[https://doi.org/10.1016/s0304-3932\(03\)00029-1](https://doi.org/10.1016/s0304-3932(03)00029-1)>.
- Slovic, P. (2016). The Perception of Risk. En *Scientists Making a Difference: One Hundred Eminent Behavioral and Brain Scientists Talk about their Most Important Contributions* (pp. 179-182). <<https://doi.org/10.1017/CBO9781316422250.040>>.
- Sterman, J. (2000). *Business Dynamics, System Thinking and Modeling for a Complex World*. Irwin, McGraw-Hill.
- Tenenbaum, J. B., Kemp, C., Griffiths, T. L., & Goodman, N. D. (2011). How to grow a mind: Statistics, Structure, and Abstraction. *Science (New York, N.Y.)*, 331(6022), 1279-1285. <<https://doi.org/10.1126/science.1192788>>.
- Thaler, R. H. (2015). *Misbehaving: The Making of Behavioral Economics* (pp. xvi, 415). W W Norton & Co.
- Thaler, R., & Sunstein, C. (2008). *Nudge: Improving Decisions About Health, Wealth, and Happiness*. University of Chicago Press.
- Tiedens, L. Z., & Linton, S. (2001). Judgment Under Emotional Certainty and Uncertainty: The Effects of Specific Emotions on Information Processing. *Journal of Personality and Social Psychology*, 81(6), 973-988. <<https://doi.org/10.1037/0022-3514.81.6.973>>.
- Tversky, A. & Kahneman. (1974). Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases. *Science*, 185(27), Article 27. <<https://doi.org/10.1126/science.185.4157.1124>>.
- Uehara, T., Nagase, Y., & Wakeland, W. W. (2013). *Integrating Economics and System Dynamics Approaches for Modeling an Ecological-Economic System*. <<https://doi.org/10.1002/sres.2373>>.
- Van Orden, G. C., Holden, J. G., & Turvey, M. T. (2003). Self-organization of cognitive Performance. *Journal of Experimental Psychology: General*, 132(3), 331-350. <<https://doi.org/10.1037/0096-3445.132.3.331>>.
- Wagenmakers, E.-J., Farrell, S., & Ratcliff, R. (2004). Estimation and Interpretation of $1/\alpha$ noise in Human Cognition. *Psychonomic Bulletin & Review*, 11(4), 579-615. <<https://doi.org/10.3758/BF03196615>>.
- Weaver, W. (1948). Science and Complexity. *American Scientist*, 36(4), 536-544.

- Weber, G. F. (2020). Information Dynamics in Complex Systems Negates a Dichotomy between Chance and Necessity. *Information*, 11(5), Article 5. <<https://doi.org/10.3390/info11050245>>.
- Wu, T., Alexander J. Dufford, Dufford, A. J., Mackie, M.-A., Egan, L. J., & Fan, J. (2016). The Capacity of Cognitive Control Estimated from a Perceptual Decision Making Task. *Scientific Reports*, 6(1), 34025-34025. <<https://doi.org/10.1038/srep34025>>.
- Yang, J. (2018). INFORMATION THEORETIC APPROACHES IN ECONOMICS. *Journal of Economic Surveys*, 32(3), 940-960.
- Yuan, B., Zhang, J., Lyu, A., Wu, J., Wang, Z., Yang, M., Liu, K., Mou, M., & Cui, P. (2024). Emergence and Causality in Complex Systems: A Survey of Causal Emergence and Related Quantitative Studies. *Entropy*, 26(2), Article 2. <<https://doi.org/10.3390/e26020108>>.
- Zheng, W. (2003). Entropy, Information, Noise-Studies on System Evolution. *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, 12(1), 2-12. <<https://doi.org/10.1007/s11518-006-0117-7>>.