



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
POSGRADO EN CIENCIA E INGENIERÍA DE LA COMPUTACIÓN
INTELIGENCIA ARTIFICIAL

MODELOS COMPUTACIONALES BASADOS EN AGENTES PARA EL ESTUDIO DEL
SURGIMIENTO DE SESGOS COGNITIVOS EN AMBIENTES ADVERSOS

TESIS
QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE
DOCTOR EN CIENCIA E INGENIERÍA DE LA COMPUTACIÓN

PRESENTA:
JESÚS ERASMO BATTA QUINTERO

TUTOR
DR. CHRISTOPHER RHODES STEPHENS
INSTITUTO DE CIENCIAS NUCLEARES, UNAM

COMITÉ TUTOR
DR. CARLOS GERSHENSON GARCÍA
INSTITUTO DE INVESTIGACIONES EN MATEMÁTICAS APLICADAS Y SISTEMAS, UNAM

CIUDAD UNIVERSITARIA , CIUDAD DE MÉXICO, MÉXICO, ABRIL DE 2024



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

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

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

Dedicatoria

Para Marilú, que aguantaste las buenas, las malas y las peores, y siempre lo hiciste con cariño, empatía y paciencia. Gracias por aprender de sistemas complejos conmigo y darme ideas originales y abstractas. Por aguantar el molesto brillo de la computadora corriendo simulaciones toda la noche. Por enseñarme a disfrutar el presente y vivir juntos varias vidas diferentes. Te amo y te admiro.

Para Antonio, la mejor persona para quejarse del gobierno, de la burocracia y de nuestra condición humana. Para Julian, por proponer la genial idea de juntarnos a decir tonterías cada semana, grabarnos y publicarlo (la mejor terapia), y a Oscar, Daniel y Gil por secundar la idea y ser constantes.

Para Clara por mostrarme cómo luchar por una vida y llegar con mucha paz y dignidad a su final.

Mamá, Julián, ¡hasta pronto!

Para Christopher, por confiar en mi proyecto, nunca dejando de aplicar el rigor científico que has juntado toda tu carrera. Por todo el tiempo que platicamos.

Reconocimientos

Al Posgrado en Ciencia e Ingeniería de la Computación y a la Universidad Nacional Autónoma de México, por la formación y apoyo brindados durante el proyecto doctoral.

Al Centro de Ciencias de la Complejidad, por permitirme realizar este proyecto dentro de sus instalaciones, acceder de sus recursos de Ciencias de Datos y Cómputo de Alto Rendimiento, de Comunicación y Diseño, y Vinculación, y por sus espacios y foros para crear un intercambio dinámico de ideas con investigadores de diversos perfiles.

Al Consejo Nacional de Humanidades, Ciencias y Tecnologías por la beca nacional otorgada durante mis estudios del doctorado (CVU 310372).

A los proyectos PAPIIT-DGAPA IG101520 y IV100520 (Programa de Apoyo a Proyectos de Investigación e Innovación Tecnológica, de la Dirección General de Asuntos del Personal Académico, UNAM) por su apoyo brindado al desarrollo del trabajo.

A los doctores Tom Froese y Carlos Gershenson, por formar parte de mi comité tutor, con nutritivas discusiones que apuntalaron mi investigación. A los doctores Rolando Díaz, Enrique Hernández y Katya Rodríguez, por formar parte de mi Jurado, leer y retroalimentar las etapas intermedia y final de este proyecto.

Índice

1. Introducción	3
2. Antecedentes	5
2.1. Procesos cognitivos heurísticos	5
2.1.1. Toma de decisiones	5
2.1.2. Aproximación heurística a la toma de decisiones	5
2.2. Caso de estudio: Sobrepeso y obesidad	6
2.2.1. Sobrepeso y obesidad como un sistema complejo	6
2.2.2. Toma de decisiones asociada al balance energético	7
2.2.3. Formación de heurísticas en el consumo y gasto de energía	7
2.3. Modelos basados en agentes (MBA) de toma de decisiones	8
2.3.1. Modelo Consumat	8
2.3.2. Modelo Consumat de decisiones alimentarias	8
2.3.3. Modelos de agentes enactivos	10
2.3.4. Modelos de agentes enactivos con hábitos sensorimotrices	10
2.3.5. Modelos de agentes enactivos con hábitos sensorimotrices de toma de decisiones	11
3. Modelos de Agentes	13
3.1. Modelo de agentes Consumat	13
3.1.1. Resumen	13
3.1.2. Conceptos de diseño	14
3.1.3. Detalles del sistema	16
3.2. Modelo de agentes enactivos basado en IDSM	18
3.2.1. Resumen	18
3.2.2. Conceptos de diseño	19
3.2.3. Detalles del sistema	21
4. Simulaciones	23
4.1. Simulaciones del sistema de agentes Consumat	23
4.1.1. Acumulación de energía	23
4.1.2. Dinámica de acciones y heurísticas	29
4.2. Simulaciones del modelo de agentes sensorimotrices basados en IDSM	36
4.2.1. Agentes con IDSM inicializada de forma aleatoria	36
4.2.2. Agentes con IDSM heredada por ancestros	38
5. Discusión	39
6. Conclusiones Generales.	41

Resumen

En esta tesis doctoral se presentan dos modelos de agentes relacionados con la toma de decisión heurística en condiciones que ponen en riesgo la vida (viabilidad) del agente, en particular las decisiones alimentarias. En el primero de ellos las heurísticas son reglas de decisión bien definidas y sujetas a ser modificadas de acuerdo a los estados de satisfacción de necesidades que pueden incluir necesidades existenciales, personales y sociales. Se retoma un modelo agentes consumidores, conocido como Consumat, donde existe una definición explícita de las heurísticas. El segundo de los modelos está enfocado a indagar las condiciones que deben existir para que se forme un proceso de toma de decisiones heurístico utilizando el concepto enactivo de hábito sensorimotor y modificándolo para que incorpore las decisiones como acciones motoras. El resultado de la dinámica de reglas heurísticas y decisiones del primer modelo está relacionada con las capacidades de los agentes de explorar del entorno físico y de percibir de la disponibilidad de alimentos. En las simulaciones se muestra la posibilidad de sostener procesos heurísticos ecológicamente exitosos cuando existe una tensión entre múltiples objetivos del agente, codificados en sus necesidades. El segundo modelo exhibe que la incorporación de las decisiones como dimensiones sensorimotoras hace plausible identificar el origen de una heurística en un paradigma enactivo, aunque es requerido un estudio más amplio de las características de los hábitos de decisión y de su transmisión entre agentes miembros de una misma sociedad.

1. Introducción

Las decisiones que tomamos son parte de lo que somos. Constituyen un reflejo de un origen, de una historia personal y de un contexto. Las decisiones también moldean el entorno y el estado interno del tomador de decisiones. Algunas decisiones inciden de manera profunda en el agente y el entorno. Entre estas se encuentran las decisiones relacionadas con la supervivencia del agente. Tal grado de *importancia* de una decisión depende, en buena medida, de las condiciones en las que se toma. Por ejemplo, decidir consumir toda el agua que se tiene en un contenedor puede ser completamente trivial si hay abundancia de agua, pero es de suma importancia en una crisis hídrica.

Catalogar una decisión como correcta es problemático. Aun asumiendo que existe una forma de establecer una medida de la conveniencia de cada posible decisión que pueda tomarse, *i. e.* una función de utilidad, existe el problema de la limitada capacidad de extraer e interpretar la información. El tiempo en que el tomador de decisiones pueda establecer cuál es la mejor de las opciones puede ser suficientemente largo como para que el sistema sea sumamente diferente. En un sistema abierto existe incertidumbre en los escenarios futuros y no es posible establecer con certeza si una decisión que genera las mayores utilidades ahora, lo hará en el futuro. Solo en el caso de sistemas cerrados donde el tomador de decisiones posee un conocimiento completo de los posibles estados del sistema y dispone del tiempo suficiente para procesar este conocimiento, se puede determinar sin lugar a dudas que una decisión maximiza la función de utilidades mencionada. No obstante, esto aún no significa que la decisión tomada es inequívocamente la mejor.

El problema de la clasificación de decisiones se puede generalizar con un agente simple con las características de un organismo vivo. Un organismo vivo puede tratar de cumplir más de un solo objetivo durante su vida. En ese caso, una decisión que optimice las utilidades relacionadas con uno de los objetivos, no necesariamente lo hará con el resto. Si bien una historia finita de decisiones de un organismo vivo no puede catalogarse como la mejor en el panorama descrito, sí se puede establecer su carácter de *inviabile* cuando tales decisiones conducen a la muerte del agente. Perder la viabilidad de las condiciones que permiten la vida del agente haría que un agente vivo dejara de estarlo.

La presente tesis doctoral tiene como objetivo estudiar la formación de patrones en la toma de decisiones de agentes con cualidades equiparables con las de organismos vivos, y el efecto de los factores ambientales en estos patrones. Los organismos tomadores de decisiones que se contemplan pueden tener distintos objetivos, pero siempre presentarán como alguna de sus medidas de éxito la preservación de su vida. Puede ser el caso de que las condiciones en que se desarrolla el agente son tales que la viabilidad de este se encuentra en riesgo siempre o casi siempre. En el presente trabajo se

estudian con particular atención este tipo de escenarios, a los que se llamará *adversos*.

Los patrones de decisión se abordan desde la teoría de las heurísticas cognitivas, que es una evolución del concepto de sesgos cognitivos [1, 2, 3]. Un sesgo cognitivo es descrito como una desviación reiterada de la decisión, que podría considerarse como óptima de acuerdo con una función de utilidad, pero que aporta ciertas ventajas ecológicas. Estas ventajas están fuertemente relacionadas con las condiciones externas que experimenta el tomador de decisiones. La hipótesis central de este trabajo es que la exposición a un ambiente adverso genera un efecto permanente en la dinámica de la toma de decisiones.

El tipo de decisiones que se abordan son las relacionadas con el consumo de alimentos y gasto de energía. Estas decisiones son de completa relevancia para evitar un estado de inanición por la falta de alimento. Por otro lado, tales decisiones también se relacionan con uno de los mayores problemas de salud pública en el mundo en las últimas décadas, que incluso se ha clasificado como una pandemia: el excesivo nivel de reservas energéticas en el cuerpo que conduce al *sobrepeso* y a la *obesidad*. Mantener un rango de reservas energéticas considerado saludable es un problema de dos objetivos opuestos: 1) Se busca incrementar las reservas energéticas para alejarse del punto en el que, por falta de energía, el funcionamiento del cuerpo comienza a fallar, y eventualmente se pierde la vida; 2) Se busca reducir las reservas energéticas para alejarse del punto de obesidad mórbida en el que, con alta probabilidad, se desencadenan trastornos que generan fallas en el organismo y, en dado caso, la muerte. Los procesos de decisiones alimentarias presentan una alta relevancia y es plausible pensar que, ante la dificultad de seleccionar una estrategia alimentaria que mantenga la viabilidad del agente por el mayor tiempo posible, se desarrollen procesos alternativos de toma de decisiones eficaces.

Como herramienta de estudio se emplean simulaciones de sociedades de agentes artificiales que toman decisiones alimentarias en un medioambiente bien definido, y que puede modularse hasta ser adverso al agente. La modelación basada en agentes permite manipular la heterogeneidad en la población para entender el efecto de cada rasgo que se añade a la definición de los agentes. La flexibilidad en el diseño de interacciones en los modelos basados en agentes permite explorar distintos algoritmos que cumplan la función de heurísticas.

La presente tesis está estructurada de la siguiente forma: en el capítulo de “Antecedentes” se hace una revisión del marco teórico utilizado para acotar el concepto de heurística como proceso cognitivo, partiendo del concepto de sesgo cognitivo. Así también, se explican las características del caso de estudio de nuestro modelo, es decir, las decisiones relacionadas con el consumo de alimentos y su importancia para regular la acumulación de reservas energéticas, y por tanto relacionadas con el sobrepeso y la obesidad. El capítulo contiene también una revisión de los principales conceptos de la modelación basada en agentes y su utilización en el estudio de la toma de decisiones, en particular dos tipos de modelos que se revisan con mayor profundidad: un modelo con agentes de tipo Consumat, [4, 5, 6] que se basa en distintas teorías del comportamiento de consumo humano y que incluyen explícitamente una definición de heurísticas, y un modelo de agentes enactivos basado en la generación de hábitos sensorimotores dentro de una entidad llamada medio iterativo sensorimotor o IDSM (por sus siglas en inglés), [7, 8] para entender el surgimiento de procesos cognitivos conforme un organismo interactúa con su entorno. En el tercer capítulo se detallan los modelos de agentes empleados para estudiar la formación de heurísticas y se justifican las premisas que se usan en cada caso. En primer lugar se establecen y justifican cuáles son los rasgos que se consideran primordiales en los modelos empleados. Se hace hincapié en la definición funcional de un escenario adverso. Se describe también un primer modelo constituido por agentes Consumat, y un segundo modelo enactivo basado en IDSM. En el cuarto capítulo se hace un recorrido de las simulaciones realizadas y sus resultados. En el penúltimo capítulo se presenta una interpretación integral de los resultados obtenidos. Finalmente, la tesis termina con un capítulo en el que se establecen las conclusiones generales del presente trabajo.

2. Antecedentes

2.1. Procesos cognitivos heurísticos.

2.1.1. Toma de decisiones.

El concepto de heurística en el contexto de las ciencias cognitivas se refiere a una aproximación o método práctico para resolver un problema, que se diferencia del procedimiento considerado *óptimo*, pero que es eficaz e inmediato. El distintivo de *heurístico* puede ser aplicado a varios procesos cognitivos, entre los que se encuentra la toma de decisiones, la cual es la selección de un elemento de un conjunto de acciones. Para realizar la selección se emplean tanto *creencias* como conocimiento explícito.

Desde una perspectiva económica, la toma de decisiones se puede clasificar como racional cuando sigue de manera estricta un orden de preferencia de las opciones. A este orden se le conoce como función de utilidad y debe ser consistente con la información disponible. Cualquier otra forma de tomar una decisión se clasifica como *irracional* desde esta perspectiva. Por ejemplo, si existen dos productos equivalentes y de calidades idénticas pero con precios distintos, la función de utilidad basada en su precio nos indicará que el primer objeto será el más barato y el segundo será el más caro. Incluso en el caso de presentar calidades diferentes es posible determinar una calidad mínima aceptable y combinar esta información con el precio para determinar nuestro producto preferido.

La información disponible para tomar una decisión es un subconjunto de la información necesaria que permitiría seleccionar inequívocamente la mejor decisión dado el contexto. Un agente que toma decisiones lleva a cabo este proceso cognitivo con información limitada y con un tiempo finito para procesar toda la información disponible, convertirla en una función de utilidad y elegir la acción (o alguna de las acciones) acorde con la función de utilidad. Siguiendo el mismo ejemplo, supongamos que tenemos un conjunto de N productos equivalentes, con precios conocidos, de los cuales conocemos la calidad de $M < N$ de ellos, mientras que desconocemos la calidad del $N - M$ restante. Hasta el momento se ha descrito una toma de decisiones suponiendo que las condiciones ambientales no cambian, o cambian en una escala de tiempo que permita considerarlas estáticas o que no existe premura adicional. Sin embargo, esto no es siempre el caso. Supongamos que en el ejemplo que hemos descrito tenemos que comprar alguno de los productos para una urgencia, y no podemos tardar más de un tiempo límite en hacer la selección. Incluso podríamos pensar en algún caso en que los precios que observamos cambien diariamente o cada hora. Ante un entorno que exija una respuesta inmediata, un proceso de toma de decisiones tan demandante puede resultar inapropiado.

2.1.2. Aproximación heurística a la toma de decisiones.

El concepto de heurística en ciencias cognitivas surge en la psicología a partir del concepto de *sesgo cognitivo*. Tal concepto es introducido en 1974 por Daniel Kahneman y Amos Tversky. [1] Según estos autores, un problema puede ser simplificado y resuelto eficientemente usando la sustitución de los atributos del problema por otros que hagan al problema computacionalmente menos complejo. Un ejemplo de esta sustitución de atributos es la sobrevaloración de la primera información de la cual se dispone respecto a un problema para buscar una solución. Este sesgo se conoce como *sesgo de ancla* (o Anchoring Bias en inglés).

Esta sustitución de atributos utiliza elementos que el agente tomador de decisiones tiene disponibles de manera inmediata, por lo que no le demandará una gran capacidad o un tiempo demasiado largo para procesarlos cognitivamente. Por ejemplo, si se aplica un sesgo de ancla al problema ya descrito de selección de productos, se podría restringir la selección de productos a aquellos M con los que se dispone de información, y suponer que el resto tiene una calidad inferior a la que se requiere. Desde la óptica de estos autores los sesgos cognitivos constituyen *atajos* que se toman ante la dificultad de llevar a cabo una toma de decisiones *racional*. Sin embargo, esta visión ha sido extendida por otros autores que consideran este tipo de procesos cognitivos como el eje central en la toma de

decisiones, creando propiamente el concepto de *heurística* [9, 10] con base en evidencia de mejores resultados en este tipo de procesos de toma de decisiones en contextos particulares. [11, 12, 9] La toma de decisiones basadas en heurísticas presenta la ventaja de su respuesta inmediata en ambientes que se sincronizan con los procesos cognitivos. La accesibilidad de ciertos rasgos interpretados del ambiente otorga la inmediatez a la ejecución de las acciones decididas con heurísticas, y esta inmediatez es útil cuando de las decisiones tomadas depende la supervivencia del agente, es decir, cuando las decisiones tienen la máxima urgencia posible.

2.2. Caso de estudio: Sobrepeso y obesidad.

Un grupo de decisiones que son decisivas para la supervivencia de un organismo es la de consumir alimentos y realizar acciones que implican un gasto de energía. Una estrategia óptima debería conducir a un nivel de acumulación de reservas moderado. En este tipo de decisiones hay una asimetría entre las consecuencias de seguir una estrategia en que se reduzca constantemente el nivel de reservas, o seguir una estrategia que lo incremente constantemente. Por un lado, acercarse a la carencia de energía implicaría un mal funcionamiento de los sistemas que conforman a un organismo vivo, y eventualmente su muerte. En caso de que la energía se acumule y llegue a niveles muy altos, esta provocaría un cambio en el comportamiento del agente debido a la presencia física de los depósitos de energía más grandes. En un momento dado, estos depósitos quedarían rebasados y las sustancias que acumulan la energía se depositarán en espacios no aptos para esta función dentro del organismo. El funcionamiento habitual del organismo se dificultaría, poniendo en riesgo la vida del agente de manera indirecta. De seguir este proceso de acumulación, se puede llegar a un punto en que la muerte sea más probable.

Esta acumulación de reservas energéticas en forma de grasa en un organismo humano conduce al estado de *sobrepeso* y *obesidad*. En personas adultas, el sobrepeso es definido por un índice de masa corporal ¹ (IMC o BMI) entre 25.0 y 29.9; la obesidad es definida como un IMC igual o por encima de 30.0. [13] Esta forma relativamente sencilla de medir el exceso de reservas energéticas en un organismo humano adulto es aceptada y utilizada ampliamente como diagnóstico. Ambos estados se vinculan a un incremento tanto en la mortalidad general como en la mortalidad específica por enfermedad, [14, 15] con una amplia lista de comorbilidades relacionadas, entre las que se encuentran la diabetes mellitus tipo 2, las enfermedades coronarias, niveles altos de colesterol en la sangre, hipertensión y osteoartritis. [16] La condición de obesidad y sobrepeso es considerada una pandemia en el mundo y uno de los principales problemas de salud pública. Para 2016 más de 1 900 millones de adultos presentaban un IMC por encima de 25, y de estos 650 millones fueron clasificados como obesos. [17]

2.2.1. Sobrepeso y obesidad como un sistema complejo.

La acumulación de grasa asociada con el estado de obesidad y sobrepeso tiene origen en el desequilibrio energético positivo a largo plazo. De manera simplificada, tal desequilibrio ocurre cuando durante un tiempo prolongado el consumo de recursos energéticos excede lo que gasta un organismo. Sin embargo, la complejidad del fenómeno aparece cuando se trata de entender las causas de este desequilibrio. Spiegelman *et al.* describen al gasto energético como un fenómeno combinado de gasto por actividad física, metabolismo basal y una generación de calor del organismo que se adapta a las condiciones y a la historia de consumo. [18] Cada uno de estos factores es un sistema en sí mismo y es afectado por cada componente del macrosistema, en una cadena de interacciones que contiene ciclos de retroalimentación. El enfoque desde los sistemas complejos resulta adecuado para modelar este fenómeno, ya sea de manera global o a través del estudio de alguno de sus componentes. [19, 20, 21, 22]

Un modelo complejo que refleje la multifactoriedad del desequilibrio energético puede abordar diversas cuestiones respecto al crecimiento acelerado de la pandemia de obesidad durante las últimas

¹El índice de masa corporal es calculado como el peso dividido por la altura al cuadrado, expresado en unidades del sistema métrico internacional y redondeado a una cifra decimal.

décadas. Este crecimiento ocurre en un periodo corto de tiempo, comparado con los que requieren los cambios evolutivos del ser humano. El ambiente en que se presenta el incremento de obesidad en la población coincide con un incremento sustancial en la disponibilidad de nutrientes y el establecimiento de un estilo de vida que demanda una menor actividad física. Estos factores definen un ambiente *obesogénico* y son el punto de partida para desarrollar un modelo de la toma de decisiones alimentarias del presente trabajo

2.2.2. Toma de decisiones asociada al balance energético.

El actual ambiente obesogénico, presente en la mayoría de las sociedades vinculadas con la producción y comercio de mercancías a nivel mundial, es drásticamente distinto al ambiente predominante en el periodo comprendido desde la aparición del ser humano como especie y el inicio de la Revolución Industrial.

Algunas hipótesis plantean como principal factor de la pandemia de sobrepeso la combinación de la transición al actual ambiente obesogénico con la existencia de genes *ahorradores* favorecidos durante periodos de escasez de recursos, que fomentaron la acumulación de reservas de grasa. [23, 24] Sin embargo, un fenómeno como la obesidad, tan universalmente extendido, no se explica con la evidencia existente de las alteraciones genéticas que favorecen la obesidad en algunos casos particulares. El desequilibrio energético positivo que da lugar al sobrepeso y a la obesidad es el resultado de hábitos de comportamiento persistentes, como el comer en exceso y el sedentarismo. Estos hábitos se conforman de decisiones individuales y discretas que son afectadas por una gran cantidad de factores: la calidad y cantidad de los alimentos, el tiempo de su consumo, el espaciado programado de los mismos, el consumo de alimentos a pesar de la carencia el hambre, o la limitación del consumo de los mismos aun con la presencia de la sensación de hambre, etcétera.

Se puede conjeturar la existencia de una tendencia hacia una conducta, desarrollada a través de procesos largos en que la toma de decisiones se lleva a cabo con ciertos patrones que son asimilados por el tomador de decisiones. Esta tendencia ha sido llamada conductoma, [25] a semejanza de otras tendencias biológicas presentes en organismos complejos (genoma, transcriptoma, etc.), e involucraría una evolución en los patrones de toma de decisiones a través de un tiempo menos extenso en comparación con el tiempo en que un fenotipo genético cambia. Estos patrones o tendencias de comportamiento arraigados en los agentes se acoplan al concepto de heurísticas sincronizadas con ambientes. [9]

2.2.3. Formación de heurísticas en el consumo y gasto de energía

Los procesos heurísticos, tal como han sido definidos, generan ventajas de acuerdo con su sincronización con el ambiente. En este trabajo se acota el tipo de decisiones a las relacionadas con el consumo de alimentos y el gasto energético. Los procesos heurísticos corresponderían a conductas alimentarias generadas en periodos identificados en el tiempo, y que pueden seguir vigentes o no. Estudiar la formación de heurísticas alimentarias se relaciona con el origen de la pandemia de obesidad y sobrepeso. Sin embargo, no resulta completamente claro si el ambiente es el origen de la creación del proceso heurístico, como una forma de adaptación al medio, o si este es generado por medio de una interacción que también moldea el entorno del agente tomador de decisiones. Surgen, entonces, varias preguntas: ¿Una heurística se genera exclusivamente en un ambiente que supone condiciones difíciles para el agente? ¿Todos los ambientes considerados adversos generan el mismo tipo de reglas de decisión heurística? ¿Qué tan robusta es una heurística formada por condiciones adversas que desaparecen?

La formación de heurísticas tiene las características adecuadas para llevar a cabo un estudio computacional con modelos de agentes.

2.3. Modelos basados en agentes (MBA) de toma de decisiones.

Los modelos basados en agentes (MBA) son modelos computacionales que simulan la interacción de entidades autónomas llamadas agentes. Estas entidades son definidas con reglas simples que definen sus acciones locales. En su conjunto, al existir múltiples agentes que interactúan simultáneamente con el ambiente y con otros agentes, estos sistemas llegan a producir un comportamiento complejo. Su utilización se extiende a una variedad de áreas del conocimiento y son particularmente útiles en el caso de las ciencias sociales. Los modelos basados en agentes presentan la peculiaridad de dotar de varianza a sus poblaciones en ciertos rasgos, manteniendo aspectos comunes que se deseen someter a experimentos. Las dinámicas resultantes serán robustas, aunque esto pueda reducir la señal registrada en los fenómenos exhibidos.

Este tipo de modelos han sido utilizados para representar e investigar los fenómenos de toma de decisiones en poblaciones. [26, 27, 28]

2.3.1. Modelo Consumat

Entre los modelos de agentes tomadores de decisiones encontramos el modelo Consumat, [5, 4, 29, 6] introducido por Wander Jager y Marco Janssen en 2000. Este modelo tiene la particularidad de abordar de manera explícita los procesos de toma de decisión heurísticos de una manera simple. El origen de este modelo está relacionado con el estudio de los factores psicológicos que afectan los mercados entre los consumidores. La parte fundamental de este modelo de agentes es la unificación de varias teorías psicológicas relacionadas con las necesidades humanas y la satisfacción de las mismas.

En este modelo se agrupan necesidades que se contraponen y generan tensión entre los métodos que se implementan para satisfacerlas. La satisfacción general de las necesidades solamente ocurre a largo plazo, cuando todas las necesidades son cubiertas en un rango de tolerancia individual.

Este modelo ha sido empleado para probar políticas orientadas a la adopción de innovaciones tecnológicas y el consumo de ciertos productos. [30, 31] Sin embargo, en todos los casos se ha empleado como un modelo del comportamiento humano, es decir, en procesos cognitivos altamente desarrollados, entre los que necesariamente se involucran características sociales.

El caso del consumo de alimentos difiere mucho de este caso, pues los consumidores de energía no son necesariamente seres humanos con necesidades humanas. Todos los organismos vivos, incluso los más primitivos consumen energía. ¿Cómo un modelo de decisiones humanas puede adaptarse a un proceso de consumo tan universal?

2.3.2. Modelo Consumat de decisiones alimentarias

El modelo Consumat adaptado al consumo de alimentos por parte de los agentes debe estar basado en una premisa: el consumo de energía debe mantenerse en niveles por encima de cero; de lo contrario, el agente muere. Esto diferencia las decisiones que usualmente se contemplan en el modelo Consumat respecto a alternativas presentes en un mercado, que en última instancia pueden espaciarse o posponerse. La energía es una variable vital del organismo vivo, así que no se trata de una decisión binaria (consumo alimentos o no), sino cuál es la mejor forma de consumir a lo largo del tiempo.

En la figura 1 se observan las seis heurísticas definidas para la segunda versión del modelo Consumat, las cuales están diferenciadas por el esfuerzo cognitivo que implican y por la incertidumbre generada del uso de información de lo que el agente considera su comunidad de agentes pares. El esfuerzo cognitivo o la incertidumbre no cuenta con una métrica estricta que determine qué tan distante, en esta dimensión, es una métrica de otra, sino que solamente se establece un orden que refleja de manera rudimentaria la complejidad en las operaciones que realiza el agente para tomar una decisión.

El esfuerzo cognitivo más grande es el de la *deliberación*, en el que se aplica una maximización de utilidades a todas las alternativas que puedan concebirse. En esta heurística partimos de la premisa de

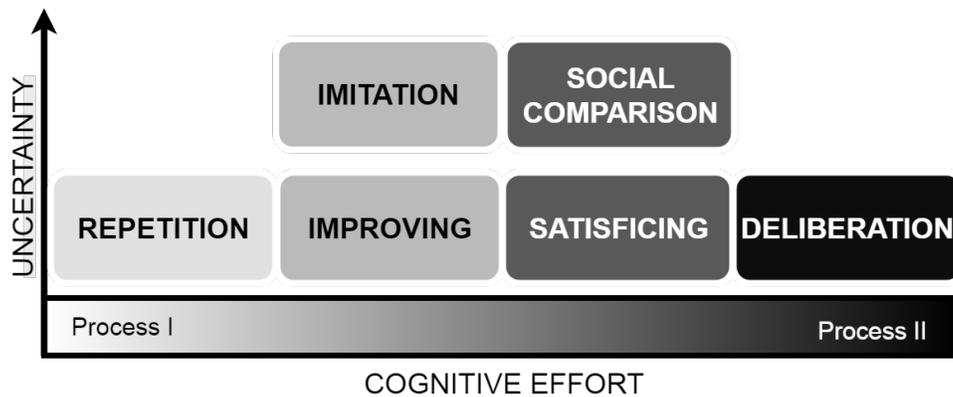


Figura 1: Seis reglas del modelo Consumat [29] contrastadas con un espectro continuo de cognición en un proceso dual.

que el agente es capaz de imaginarse todas estas alternativas aunque no las haya experimentado. En el otro extremo del espectro del esfuerzo cognitivo se encuentra la *repetición* simple de las acciones que se realizan, sin basarse en ningún parámetro para esta inmovilidad. Suponemos que esta estrategia tiene el menor esfuerzo cognitivo porque la acción realizada es la que se encuentra más disponible e inmediata. En el caso de la incertidumbre, se contemplan dos posibilidades: el organismo que toma las decisiones utiliza únicamente la información interna; el que utiliza información de una comunidad de pares sobre los cuales puede verse reflejado.

Las dos heurísticas referidas utilizan únicamente la información del agente. Si por ejemplo, se restringe la deliberación a las estrategias que se encuentran en su comunidad de agentes, el esfuerzo que el agente realiza para concebir las estrategias se reduce gracias a la información que encuentra en otros agentes, pero aumenta la incertidumbre del resultado pues el agente restringe estrategias de acuerdo con el desempeño de otros agentes de los que no conoce su historia o estado interno. A esta heurística se le denominó en la primera versión del modelo Consumat como *comparación social*, [4] nombre que cambió a *indagación* en la versión actualizada, [6] para evitar una confusión entre un proceso que pudiera buscar la convención en estrategias en una comunidad, y expresar con mayor precisión la idea de que el organismo busca el mejor escenario posible a través de la información social. Cuando la repetición de estrategias combina la información de una comunidad de agentes, el organismo ahora dispone de su propia estrategia y la de los agentes en su comunidad. El agente imitador elige al azar alguna de las estrategias que le son visibles. El esfuerzo cognitivo de esta heurística es considerado mayor a la repetición debido a la memoria que el organismo emplea para registrar las acciones dentro de su comunidad; pero menor al que requiere la indagación. Además de estas cuatro heurísticas, el modelo Consumat original incluye otras dos que solamente se basan en la información con la que cuenta el agente y que son adaptaciones de la deliberación: 1) la evaluación de las acciones disponibles hasta encontrar una que mejore, en alguna medida, el margen de utilidad que se tiene en un momento dado, o 2) hasta que se obtenga un nivel de utilidad acorde con algún nivel de satisfacción deseado. Estas últimas heurísticas son consideradas como variaciones particulares de la deliberación en la segunda versión del modelo Consumat.

En este trabajo se exploran distintas implementaciones del sistema Consumat para el problema del consumo de alimentos. Las estrategias de control de energía sobre las cuales se puede aplicar el modelo de heurísticas son extensas. La implementación de un modelo de agentes Consumat requiere definir previamente algunos conceptos. Se necesita establecer un método tradicional de maximización de utilidades relacionadas con la energía consumida, que representará la heurística con el mayor esfuerzo cognitivo. Al establecer la función de utilidad de la deliberación se especifica cuál es el conjunto de alternativas sobre los que se realizará la decisión. También debe definirse qué

es exactamente lo que se considera la comunidad del agente y la forma de las interacciones entre sus miembros, de lo cual depende la implementación de la imitación y de la indagación.

El estudio de los modelos Consumat relacionados con el consumo de alimentos y gasto energético es empleado en este trabajo para entender, dentro de un modelo de heurísticas bien definido, el efecto de condiciones ambientales adversas en la dinámica de las decisiones alimentarias de los agentes. Sin embargo, este tipo de modelos de agentes no nos aportan suficiente información relacionada con la formación de las heurísticas en los agentes.

2.3.3. Modelos de agentes enactivos

La formación de heurísticas dentro de un modelo de agentes requiere que sea posible retratar una relación emergente entre el medioambiente, las acciones y las decisiones. Podemos enmarcar las heurísticas desde una perspectiva ecológica-cognitiva como *procesos manipuladores de abducción*. [32] En estos procesos el aprendizaje se genera a través de la acción y no solo sobre la acción. Piense, por ejemplo, en el caso del proceso por el cual un ser humano aprende a caminar o a hablar. Desde este enfoque, la acción genera información inaccesible por medio de inferencia lógica.

Esta concepción epistemológica de los procesos de decisión heurísticos ha sido criticada porque, aparentemente, mantiene inaccesible el entendimiento completo de la toma de decisiones. Estas críticas se justifican cuando se utiliza el paradigma clásico de la *teoría computacional de la mente* en las ciencias cognitivas. Desde este paradigma, la cognición es entendida como el procesamiento de estados de representaciones de la realidad, similar al que una computadora utiliza para funcionar. [33] De cierta forma, cualquier mente es reducida a una computadora de gran eficiencia y con una alta capacidad de procesamiento. Debido a la falta de una formalización del sentido común en este enfoque, los problemas heurísticos y epistemológicos son separados [34] y se espera que cualquier forma de toma de decisiones diferente a la maximización de utilidades produzca resultados menos favorables, aunque en la realidad esto no siempre se cumpla. La clasificación estricta de los procesos de decisión como "racionales" o "procesos restantes" hace imposible caracterizar los últimos como procesos verdaderamente intencionales.

En este trabajo empleamos el enfoque enactivo como alternativa al paradigma computacional de la mente. El enactivismo está basado en los conceptos de corporización, autonomía, experiencia subjetiva y creación de sentido. [35] En él, un sistema cuenta con una identidad cuando existe una red cíclica de procesos operacionales que se crea a sí misma y es capaz de mantenerse. Estos procesos también están acoplados con el ambiente y este acoplamiento también está regulado por el sistema. Un proceso cognitivo ocurre cuando un ciclo activo de interacciones es intencional, lo cual solo puede ser posible bajo condiciones precarias, es decir, que ponen en peligro la vida del agente. [35, 36] Los procesos cognitivos se generan al momento que una acción ocurre; por tanto, tienen como su modelo a la realidad misma en lugar de una representación simbólica. Esto significa que el sistema crea sentido al mismo tiempo que percibe. Esta particularidad del paradigma enactivo coincide con la accesibilidad existente en el razonamiento heurístico, lo que lo convierte en una alternativa adecuada para el estudio de la formación de heurísticas.

2.3.4. Modelos de agentes enactivos con hábitos sensorimotores

Dentro del enfoque enactivo existen algunas pautas que facilitan el diseño de inteligencia artificial. Algunos autores sugieren que un agente enactivo debe ser capaz de generar su propia identidad sistémica y de regular activamente la interacción con el ambiente que adecua su viabilidad (de acuerdo con una o múltiples variables). [37] Esta interacción incluye relaciones de acciones físicas y de estímulos sensoriales, por lo que son llamadas sensorimotoras. Por ejemplo, un conductor que se acerca a un muro, al momento de estacionar un automóvil poco a poco dejará de presionar el acelerador, y pisará el freno conforme perciba con su visión que el muro está más próximo. Otra pauta sugerida en la creación de sistemas de agentes enactivos es que la modificación de esta interacción ejerza algún efecto en el entorno donde se desarrolla [38].

Para simular agentes que usen heurísticas en su toma de decisiones, su diseño debe contemplar que los agentes necesiten tomar las decisiones correctas porque su vida (su viabilidad) corre algún riesgo. Los patrones de decisión que se generen también deben poseer una identidad enactiva, por lo que deben generarse y sostenerse por sí mismos. El concepto que se propone explorar en esta parte de la tesis es *hábito sensorimotor*. No existe una convención respecto a la definición precisa de este, pero es posible reconocer dos ramas en el desarrollo del concepto: una explicación de hábito como una asociación automática; una definición ecológica que liga estructuras autoorganizadas (los hábitos) con el agente y el ambiente en una relación que evoluciona. De acuerdo con esta última, se ha desarrollado un modelo enactivo que representa hábitos de contingencias sensorimotoras llamado medio sensorimotor deformable iterativo (IDSMD, por sus siglas en inglés). [7]

Este modelo posee dos características principales: 1) Los estados sensorimotors son puntos de un espacio continuo, conocido como espacio sensorimotor (sus dimensiones dependen de las capacidades sensoriales y motoras del agente), donde se registra la historia de contingencias sensorimotoras y su gradiente (las transiciones entre un estado sensorimotor y otro); 2) existe una ponderación del efecto que cada elemento de la historia sensorimotora de acuerdo con qué tan frecuentemente es visitado este estado y qué tan distante en el tiempo se encuentra el registro histórico. Este modelo tiene una metáfora útil: los caminos generados en un terreno con vegetación. Cuando hay un terreno virgen, es difícil avanzar en cualquier dirección, y probablemente se siga una trayectoria al azar, guiados únicamente por el destino al que se pretende llegar. Poco a poco, conforme se siga la misma ruta, el camino se formará gradualmente, y cuando sea muy claro será usado por aún más personas. De un camino principal se pueden desprender otros caminos cercanos que resulten menos cansados de caminar, que no se encharquen o que sean más cortos. Tales caminos pueden sustituir al camino principal y volverse los más transitados. Asimismo, un camino existente que deja de ser utilizado, poco a poco se llenará de maleza y dejará de existir. Los hábitos aparecen como patrones de comportamiento repetitivos y autorreforzados. El reforzamiento depende de qué tan frecuente y reciente sea un patrón de comportamiento.

El modelo de IDSMD ha sido implementado para representar organismos vivos con una percepción sensorial de sus variables metabólicas, pero en un sentido abstracto, sin especificar el rol biológico de la dimensión sensorimotora regulada. [39] Los sistemas resultantes tienden a mantener al agente y a sus hábitos sensorimotors dentro de una región de viabilidad, lo que sugiere que tanto las estructuras cognitivas como las biológicas pueden integrarse de manera fina mediante las variables esenciales.

2.3.5. Modelos de agentes enactivos con hábitos sensorimotors de toma de decisiones

Existe una dificultad adicional en la utilización de agentes con IDSMD para representar heurísticas en la toma de decisiones: las decisiones no necesariamente implican una acción. La toma de una decisión implica la intención de desarrollar una acción. La ejecución de tal acción puede depender de factores más allá del control del agente. Por ejemplo, el agente puede decidir comer porque siente que sus niveles de energía son bajos, pero tendrá que lidiar con la disponibilidad de alimentos y con la competencia del resto de los agentes.

Para poder adaptar el concepto de decisiones al modelo de hábitos sensorimotors, los agentes son modelados de tal forma que en lugar de registrar una historia de eventos acción-estímulo sensorial presentan una relación entre las intenciones de realizar una acción y el estímulo sensorial. Esta modificación es más evidente si se emplea una formalización operacional del acoplamiento sensorimotor propuesto por Buhrmann, [40] (Fig. 2) en el que se exhiben las relaciones entre medioambiente (e), el cuerpo del agente (p), los estados internos del agente (a), sus estímulos sensoriales (s) y sus estados motores (m). La relación es expresada como funciones del cambio temporal de cada elemento con dependencia de algún subconjunto de estos elementos, sin especificar su forma. La formalización es la siguiente:

$$\dot{e} = E(e, p), \quad \dot{s} = S(e, a), \quad \dot{a} = A(a, s), \quad \dot{m} = M(a), \quad \dot{p} = B(m, e).$$

Para cambiar la "acción" por la "intención de acción" se puede sustituir la relación determinista

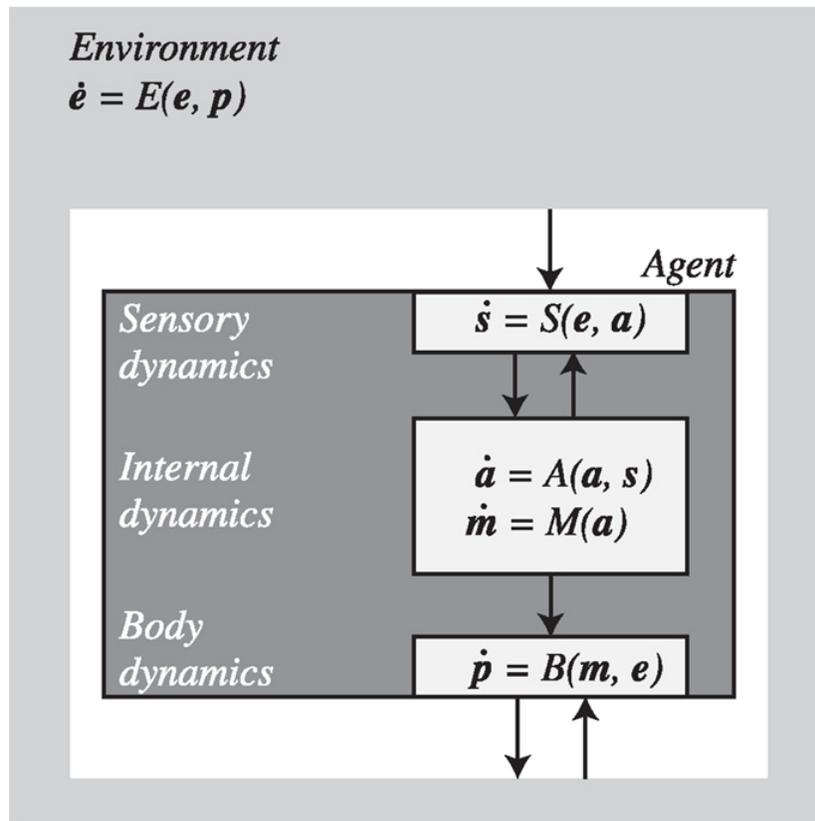


Figura 2: Acoplamiento de medioambiente y agente descrito por ecuaciones diferenciales de acuerdo al modelo de Buhrmann, [40]. El mundo es dividido en cinco componentes: el medioambiente (e), el agente (con su configuración corporal p), y sus interacciones. El agente a su vez se divide en tres componentes: interfaces sensoriales (s), interfaces motoras (m) y un estado interno (a).

$\dot{m} = M(a)$ por una función estocástica. Lo anterior debilita la relación fuerte entre los elementos de la contingencia sensorimotora, pero no altera la relación entre el estímulo sensorial con el ambiente y las acciones. La indefinición generada del uso de la función estocástica en el cambio de estados motores incluso es útil para que la simulación de agentes enactivos contenga un elemento subjetivo. [41].

Los sistemas que tratamos de simular tienen integrado el reconocimiento de la proximidad de los límites de viabilidad de la energía interna, que es la variable esencial clave. Un organismo con estas características desarrolla un comportamiento adaptativo para mantenerse dentro los límites de viabilidad (como es la sensación de hambre o la de saciedad). El proceso de adaptación concuerda en algunos aspectos con el concepto de un sistema ultraestable [42].

3. Modelos de Agentes

Los modelos de agentes creados en este trabajo buscan representar las decisiones relacionadas al control de la energía interna del agente. Éstas involucran siempre al medioambiente en que se desarrollan. Las decisiones unitarias se combinan en una estrategia instantánea cuyo efecto neto deseado puede ser aumentar o reducir la energía interna. El éxito de cada estrategia dependerá del entorno ambiental y de las interacciones con otros agentes. En este modelo las estrategias que buscan reducir la energía interna del agente siempre lo logran y las estrategias que buscan aumentar la energía del agente pueden tener éxito o no.

En términos generales este modelo representa a un ser vivo con capacidades motrices, lo que implica el uso de alguna cantidad de energía en el mantenimiento de los procesos que lo mantienen con vida y un costo energético en sus procesos intencionales. Por tanto, una estrategia permanente que implique no consumir recursos externos es insostenible y conducirá al agente a la muerte. Lo anterior también es cierto para estrategias que consistan en consumir a un ritmo menor al que se gasta la energía. Por otro lado, el exceso de reservas energéticas en animales, incluidos los seres humanos, conduce a los estados de sobrepeso y obesidad. Ambas condiciones desencadenan una compleja red de fallas sistémicas en el organismo que pueden tener como desenlace la muerte. Un mayor peso también aumenta el gasto basal de energía y dificulta el movimiento. Estas últimas consecuencias ocurren en el estrato fisiológico del ser con sobrepeso y se desencadenan por un comportamiento de consumo excesivo de alimentos

En este capítulo se presentan las descripciones narrativas de los modelos de agentes del presente trabajo de acuerdo al protocolo ODD² para la documentación de modelos basados en agentes [43].

3.1. Modelo de agentes Consumat.

3.1.1. Resumen

Propósito: Este modelo de agentes tiene como objetivo estudiar el efecto de la disponibilidad de recursos energéticos en un medioambiente en la dinámica de estrategias alimentarias y reglas de decisión heurísticas. En particular se busca entender cuales son las condiciones ambientales temporales y espaciales que pueden generar una tendencia al consumo excesivo de alimentos que perdure aún cuando las condiciones que la generan dejen de existir. La hipótesis que se busca probar es que existen ciertos escenarios precarios en los que un organismo vivo decide intentar consumir todos los alimentos al alcance, usando mecanismos heurísticos, y que esta tendencia se mantiene aún cuando el ambiente incrementa su disponibilidad de recursos.

Variables de estado y escalas: El modelo posee dos entidades: Agentes y celdas. Los agentes se caracterizan por las siguientes variables: energía interna, posición, estrategia alimentaria, heurística, memoria del éxito (o fracaso) de su estrategia alimentaria, comunidad de agentes, conjunto de necesidades y nivel de tolerancia. Los agentes eligen una de un grupo acotado de alternativas utilizando cuatro heurísticas. Estas decisiones afectan su consumo de alimentos y su gasto de energía. La cantidad de energía interna almacenada esta relacionada al peso y volumen de cada individuo. Cada agente determina que tan satisfecho se encuentra en cada una de las necesidades que busca cubrir y de acuerdo a un nivel personal de tolerancia decidirá si se considera satisfecho o no. De manera similar determinará si se considera en un estado de incertidumbre, o no, con respecto al cumplimiento de las mismas necesidades. Los estados de internos de los agentes determinan las nuevas reglas de decisión. En ensamble de los agentes tiene como variables la distribución inicial de las características de los agentes, la energía inicial de los agentes y el nivel de energía que es excesivo, es decir, que empieza a producir dificultades en el mantenimiento de la viabilidad del agente.

Las celdas son los espacios físicos que recorren los agentes en busca de alimentos. Las celdas se encuentran distribuidas en una red cuadrada con condiciones periódicas a la frontera y poseen una

²Este protocolo es llamado así por sus siglas en inglés, las cuales significan "resumen", "conceptos de diseño" y "detalles"

unidad de recursos energéticos. La energía de cada unidad es una variable de la celda. También lo es la probabilidad de que, una vez consumido el recurso, se regenere en el siguiente paso temporal. El medioambiente completo conforma una entidad distinta a las celdas y se caracteriza por un valor constante de la riqueza energética de los recursos en la celda y una distribución espacio-temporal de la probabilidad de regeneración en las celdas.

Las escalas de tiempo y espacio están asociadas de forma que en un paso temporal un agente puede desplazarse solamente hacia una celda vecina. Dependiendo de algunos parámetros que definen el tipo y magnitud de gasto metabólico basal, se puede establecer la cantidad de energía mínima que los agentes consumen en un paso temporal. En este modelo los agentes carecen de reproducción, es decir, los tiempos representados en cada simulación representan un periodo de tiempo menor a la esperanza de vida del ser que se busca representar. En el modelo existe la posibilidad de crear un ciclo temporal dividido en dos partes: un periodo de abundancia de recursos seguido de uno de escasez. El número de pasos temporales puede representar un ciclo temporal donde estos periodos son evidentes. De acuerdo a los parámetros un paso temporal podría ser equivalente a media semana, el tamaño de una celda a un espacio menor a los 5 kilómetros y la duración de un ciclo de abundancia/escasez a un año, por mencionar un ejemplo.

Descripción y programación de los procesos: En cada paso temporal se establece primero cual será el nivel de regeneración de alimentos de cada celda y de acuerdo a estos se regeneran aleatoriamente los recursos de las celdas vacías. Cada uno de los agentes realiza una secuencia de acciones asociada con la estrategia elegida en el paso temporal anterior. Estas estrategias consisten en decisiones binarias respecto a comer, moverse o percibir activamente el entorno en busca de alimentos. En una variación del modelo predefinido, en lugar de decisiones binarias, las estrategias de los agentes consisten en optar por un límite en la acumulación de energía autoimpuesto. Los procesos en los agentes ocurren como se relata a continuación:

1. El agente percibe la celda en la que está situado y registra en su memoria si tiene alimento o no. En caso de que su vector de decisiones lo indique, también hará lo mismo con las celdas vecinas.
2. Con base en la información recabada un agente decide entre permanecer en la misma celda o desplazarse hacia otra celda y, después, ejecuta su decisión.
3. El agente consumirá alimentos si así lo decide y estos alimentos se reflejarán en un cambio en su energía interna.
4. De acuerdo al éxito o fracaso de sus estrategias, el agente determina su nivel de satisfacción en cada una de sus necesidades y su nivel de incertidumbre.
5. De ser el caso, el agente evalúa su heurística de acuerdo a su estado de satisfacción y a su estado de incertidumbre.
6. Después de este paso, todo aquel agente que tenga una energía interna menor o igual a cero es retirado del sistema, es decir, muere.

Los agentes son procesados en orden aleatorio.

3.1.2. Conceptos de diseño

Emergencia: Los regímenes en los que se encuentra una particular distribución de estrategias o heurísticas emergen de las interacciones entre agentes y celdas. De la misma forma las transiciones entre estrategias y reglas de decisión y viceversa aparecen como producto del desarrollo del sistema.

Adaptación: Tanto las estrategias de los agentes y las reglas de decisión pueden de cambiar después de que el agente ejerce sus acciones en su entorno. Los cambios ocurren indirectamente de acuerdo a las utilidades relacionadas a cada necesidad en el caso de las estrategias y de los estados internos de satisfacción e incertidumbre en el caso de las heurísticas.

Estado físico: Existen tres funciones de utilidad que establecen el éxito de los agentes en alguna de sus posibles necesidades: Existencial, personal y social. La necesidad existencial esta relacionada con la supervivencia del agente y su utilidad es el cambio de energía interna. La necesidad personal es una necesidad hedonista que busca tener una recompensa inmediata. En este modelo se relaciona con el placer instantáneo de comer. La necesidad social se relaciona con el deseo del agente de pertenecer a un grupo y al mismo tiempo de distinguirse positivamente dentro del mismo. La utilidad social es diseñada de tal forma que el agente busque ser el agente con la menor acumulación de energía dentro de su grupo, asumiendo que este rasgo es visto como algo positivo. Esta decisión permite al sistema de necesidades de agentes Consumat tener necesidades con tendencias de comportamiento opuestas y que generan una tensión. Además de esta premisa, se establece que un agente que se encuentra sólo no puede sentirse satisfecho socialmente.

Predicción: Los agentes que utilizan la indagación y la optimización como heurística realizan una predicción sobre cual estrategia habría tenido mejores resultados considerando el éxito o el fracaso de cada una de las decisiones tomadas en el paso temporal corriente. Cuando el agente carece de información sobre el resultado de una estrategia hipotética supondrá que la posibilidad de consumir alimentos si así lo decide es la misma que la de no consumir.

Percepción: Cada agente conoce su energía interna y su nivel de tolerancia a la incertidumbre y a la insatisfacción. Además, puede reconocer si una celda tienen alimentos si esta celda forma parte de su entorno percibido. Cada agente puede decidir extender su percepción, lo que le permite reconocer los alimentos no solo de la celda en la que esta situado, sino además de las celdas en su vecindad de Moore con radio 1 [44]. Cada agente es capaz de reconocer los niveles de energía, estrategias y niveles máximos de acumulación de sus pares.

Estocasticidad: Dentro del modelo existen variables aleatorias que determinan los límites de tolerancia de los agentes (tomada de una distribución uniforme $\sim \mathcal{U}[0, 0.1]$), la duración de periodos de abundancia o hambruna (tomada de una distribución normal), la regeneración de los alimentos consumidos en una celda y la ejecución de movimiento una vez que este ha sido decidido. Otras fuentes de estocasticidad son la distribución inicial de las posiciones, estrategias y heurísticas de los agentes, la selección de estrategias por medio de la imitación y la selección de una nueva posición si múltiples celdas accesibles tienen condiciones idénticas.

Colectivos: Los agentes perciben un conjunto de agentes al cual consideran su comunidad. Estos pueden ser los agentes que se encuentran en las celdas que se pueden percibir en un instante dado, o pueden ser todos los agentes que se han encontrado en las celdas percibidas por el agente durante el tiempo que desarrolla la misma estrategia.

Observaciones: Las observaciones registradas son la distribución de energía interna, de poblaciones por estrategias (acciones o límites de acumulación) y por heurísticas, en cada paso temporal. También podemos obtener el nivel de incertidumbre y de satisfacción en cada una de las necesidades de cada agente.

Estrategia	Comer	Percibir	Moverse	γ_0	γ_1
S1.	0	0	0	$M_b * E_T$	0
S2.*	1	0	0	$M_b * E_T$	0
S3.	0	1	0	$M_b * E_T + C_p$	0
S4.*	1	1	0	$M_b * E_T + C_p$	0
S5.	0	0	1	$M_b * E_T$	C_m
S6.*	1	0	1	$M_b * E_T$	C_m
S7.	0	1	1	$M_b * E_T + C_p$	C_m
S8.*	1	1	1	$M_b * E_T + C_p$	C_m
S9.*	1	1	*	$M_b * E_T + C_p$	*

Cuadro 1: Estrategias de los agentes, asociadas con las constantes de la reducción de la energía interna asociadas cuando su energía se encuentra por debajo de E_T (en caso de que la energía sea mayor o igual a E_T , el término $M_b \times E_T$ pasa a la columna γ_1). 1 y 0 significan que la acción es ejecutada o no, respectivamente. Las variables γ_0 y γ_1 representan constantes relacionadas con el gasto de energía. * indica que el resultado en el cambio de energía no es conocido de antemano.

3.1.3. Detalles del sistema

Inicialización: Al inicio de cada simulación, el medioambiente tiene alimento en cada celda y se establece su distribución de probabilidades de regeneración espacial y temporal. La población inicial de agentes se distribuye de forma que solamente exista un agente por celda, lo que limita la cantidad de agentes iniciales a 1681. La energía inicial es la misma para cada agente.

Sub-Procesos Las tres decisiones binarias que los agentes realizan (comer, percibir el entorno y moverse) generan ocho estrategias a la cual se añade una más que consiste en decidir el movimiento de acuerdo al resultado de la percepción activa del entorno. En el cuadro 1 se muestran estas estrategias. C_p representa una constante relacionada con el costo de la percepción activa, C_m esta relacionada con el costo del movimiento. Ambas constantes son parámetros elegidos al principio de la simulación.

Si el agente es capaz de percibir las celdas vecinas y además ha decidido moverse, elegirá como destino alguna que cuente con alimento. Tomar la decisión de moverse significa que el agente hará el intento hacerlo pero los intentos de movimiento serán exitosos de acuerdo a una probabilidad determinada por la energía interna del agente. Esta probabilidad es tal que un agente muy pesado o que se encuentre en estado de inanición tiene pocas probabilidades de moverse:

$$p_m = \begin{cases} \exp(E_\alpha(t) - E_0) & \text{si } E_\alpha(t) < E_t \\ \exp(E_T - E_\alpha(t)) & \text{si } E_\alpha(t) > E_T \\ 1 & \text{en otro caso.} \end{cases} \quad (1)$$

Donde E_t y E_T representan los límites de un "peso" considerado saludable.

Durante el consumo de alimentos el agente puede decidir parar de consumir alimentos aunque exista disponibilidad. Esta limitación en el consumo puede deberse a que se ha alcanzado el máximo nivel de acumulación que el agente se ha impuesto o porque es parte de su estrategia comer únicamente una fracción del alimento disponible para consumo.

Al momento de evaluar su estrategia el agente considera el resultado inmediato de sus acciones. La forma en que evaluará esto depende de las necesidades del agente. Estas pueden ser únicamente existenciales (los agentes solo buscan preservar su vida) o pueden incluir, además de las existenciales, una necesidad asociada a la personalidad y una necesidad social. Cuando el agente tiene una necesidad social éste identifica como "su sociedad" al grupo de agentes con los que llega a coincidir espacialmente en un instante dado o en el periodo de tiempo en el cual lleva siguiendo la

Heurística	Algoritmo
Repetición	$S(\alpha, t + 1) = S(\alpha, t)$
Imitación	$S(\alpha, t + 1) = S$ donde $S \leftarrow^R \{S_i S_i \in \{S(\alpha', t)\}_{\alpha' \in C_\alpha}\}$
Indagación	$S(\alpha, t + 1) = \text{argmax}_{N(S,t)} \{S_i S_i \in \{S(\alpha', t)\}_{\alpha' \in C_\alpha}\}$
Optimización	$S(\alpha, t + 1) = \text{argmax}_{N(\alpha,t)} \{S1, \dots, S9\}$
Repetición	$L(\alpha, t + 1) = L(\alpha, t)$
Imitación	$L(\alpha, t + 1) = L$ donde $L \leftarrow^R \{L_i L_i \in \{L(\alpha', t)\}_{\alpha' \in C_\alpha}\}$
Indagación	$L(\alpha, t + 1) = \text{argmax}_{L(S,t)} \{L_i L_i \in \{L(\alpha', t)\}_{\alpha' \in C_\alpha}\}$
Optimización	$L(\alpha, t + 1) = \text{argmax}_{L(\alpha,t)} \{L1, L2\}$

Cuadro 2: Algoritmos asociados a las heurísticas del modelo Consumat, usados para seleccionar una estrategia (S) o un límite de acumulación (L) al tiempo t . El agente α considera límites y estrategias de otros agentes $\alpha' \in C_\alpha$, donde C_α es el conjunto o "comunidad" de agentes en las celdas que el agente α puede percibir. Esta comunidad de agentes puede ser instantánea o mantenerse en la memoria del agente durante el tiempo que use la misma estrategia.

misma estrategia. Cada una de sus posibles necesidades tiene una función de utilidad; existencial (u_e), personal (u_p) y social (u_s):

$$\begin{aligned}
u_e(\alpha, t) &= \Delta E_\alpha(\alpha, t), \\
u_p(\alpha, t) &= f_{eat}(\alpha, t), \\
u_s(\alpha, t) &= -|E_{min}(t) - E_\alpha(t)| - \delta_{1N}
\end{aligned} \tag{2}$$

Donde f_{eat} esta dada como sigue:

$$f_{eat}(\alpha, t) = \begin{cases} 1 & \text{si el agente } \alpha \text{ consume alimentos} \\ 0 & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

El cambio de energía interna $\Delta E_\alpha(\alpha, t)$ esta construido como la ingesta efectiva de alimentos (f_{eat}) multiplicado por el valor energético del recurso consumido menos el decremento lineal y proporcional de energía, los cuales están vinculados con la estrategia realizada:

$$\Delta E_\alpha(t) = -\gamma_0 - \gamma_1 E_\alpha(t) + E_s f_{eat}(t, \alpha). \tag{3}$$

Las variables γ_0 y γ_1 son las tasas lineal y proporcional de gasto energético y están determinadas por la estrategia que sigue el agente (cuadro 1). El termino asociado al gasto metabólico puede estar incluido en γ_0 o γ_1 de acuerdo a la energía del agente. Esta condición evita que un organismo con muy poca energía tenga un gasto constante que no le permita sobrevivir sin consumir alimentos.

La evaluación de las estrategias se realiza de acuerdo a la heurística que en ese instante sigue el agente, que puede ser una de las siguientes cuatro: repetición, imitación, indagación u optimización (cuadro 2).

Las funciones de utilidad de cada necesidad son normalizadas de acuerdo al máximo valor registrado por el agente en dicha utilidad. La incertidumbre se establece como la proporción de agentes de su comunidad que no usan la misma estrategia que el agente. El agente se considera satisfecho si todos sus niveles de satisfacción contemplados se encuentran por encima de su umbral de

tolerancia personal de satisfacción. El agente se considera en estado de incertidumbre cuando el nivel de incertidumbre se encuentra por encima de un umbral de tolerancia personal de incertidumbre.

Las reglas de decisión o heurísticas cambian de acuerdo al siguiente esquema:

- Satisfacción y certidumbre \Rightarrow Repetición
- Satisfacción e incertidumbre \Rightarrow Imitación
- Insatisfacción y certidumbre \Rightarrow Optimización
- Insatisfacción e incertidumbre \Rightarrow Indagación

La forma específica de la regeneración del alimento en las celdas se establece al principio de cada simulación. Se puede establecer que todas las celdas tienen una regeneración determinista después de un número de pasos temporales específico o una regeneración estocástica, donde los recursos se regeneran con una probabilidad p_{reg} (el tiempo determinista se calcula como $\frac{1}{p_{reg}}$). También se establece una cantidad determinada de "oasis" o "vacíos" a lo largo del conjunto de celdas, los cuales tendrán una regeneración inmediata o permanecerán siempre vacíos, respectivamente. En este modelo existe una configuración para determinar periodos con distinta probabilidad de regeneración estocástica, identificados como periodos de abundancia ($p_{reg} \in [0.8, 1.0]$) y de hambruna ($p_{reg} \in [0.0, 0.2]$). Las longitudes de estos periodos pueden ser fijas o pueden ser variables aleatorias tomadas de una distribución normal donde se establece su valor central y su desviación estándar.

3.2. Modelo de agentes enactivos basado en IDSM.

3.2.1. Resumen

Propósito: El segundo modelo de agentes tiene como objetivo estudiar la formación de heurísticas como hábitos sensorimotrices de toma de decisiones creados a partir de la interacción enactiva con el medioambiente. La hipótesis central es que los agentes que cuentan con una IDSM pueden generar hábitos sensorimotrices emergentes de procesos de decisión asociada con su alimentación. Este modelo representa un punto de partida en el estudio de la formación de heurísticas basados en un esquema de consumo parecido al del modelo de agentes Consumat, presentado previamente.

Variables de estado y escalas: El modelo de agentes posee tres entidades: Agente, celdas e IDSM (medio sensorimotor). El modelo contiene un único agente con las siguientes variables: una posición, una energía interna, un estímulo sensorial del su nivel de energía interna, un desplazamiento regulado que puede desplazarse en una sola dimensión, una probabilidad de consumir alimentos y una probabilidad de moverse.

Las celdas poseen un recurso energético con un valor establecido de riqueza energética que el agente puede comer o no. En caso de que sea consumido la celda regenera sus recursos con una probabilidad constante para todas las celdas del medioambiente. El medioambiente es unidimensional y tiene condiciones periódicas a la frontera.

El medio sensorimotor o IDSM opera en un espacio de tres dimensiones que se corresponden con rasgos del agente: el estímulo sensorial relacionado con el nivel de energía del agente, la probabilidad de consumir alimentos y la probabilidad de moverse. Los rangos de cada una de las dimensiones de este espacio van del cero al uno. El medio contiene *nodos* que son conjuntos de dos vectores y un valor escalar: un punto del estado sensorimotor, una tasa de cambio de estado sensorimotor y un valor ponderado. Cada estado representa un elemento de memoria que contiene un estado sensorimotor experimentado previamente, una tendencia de cambio que se experimentó al estar en dicho estado y un valor de "importancia" del nodo que se construye tomando en cuenta que tan "alejado" está de la actual estado sensorimotor del agente o que tan frecuentemente se llega a este estado. Esta ponderación se actualiza conforme el tiempo avanza, siendo posible que estados que fueron importantes en el pasado dejen de serlo cuando no se experimentan en la historia reciente.

Conforme el agente se llega a nuevos estados sensorimotrices, nuevos nodos son agregados al medio si cumplen ciertas condiciones.

Existen dos escalas de tiempo en el sistema. La primera representa los intervalos discretos en los que ocurren las acciones que se desprenden de las decisiones. En el sistema este paso temporal es de una unidad. Si suponemos que el agente es un modelo de seres humanos, el paso temporal puede representar días. La longitud de la celda es tal que un agente puede desplazarse únicamente a las celdas vecinas (a la derecha o a la izquierda) en una unidad de tiempo. Los nodos son actualizados en una escala de tiempo diferente, donde cada salto de tiempo es una fracción de la unidad temporal. Esto representaría por ejemplo, todos los estímulos que cada hora se registran y que son contemplados para generar una decisión al final del día. Estos pasos temporales buscan aproximar una actualización continua del estado sensorimotor del agente.

Descripción y programación de los procesos: A la escala de las acciones del agente (tiempo discreto) ocurren los siguientes procesos:

1. El agente establece sus acciones de acuerdo a las probabilidades p_c (probabilidad de consumir alimentos) y p_m (probabilidad de moverse) que se establecen por su medio sensorimotor (IDSM).
2. En caso de decidir consumir alimentos, el agente buscará alimentos en su celda, y de existir, los consumirá incrementando su energía interna E_s .
3. En caso de decidir moverse de celda, el agente se trasladará aleatoriamente a su celda izquierda o derecha. Este movimiento generará una disminución de energía adicional al gasto metabólico basal del agente.
4. El medio registra la señal asociada a la energía interna del agente $S(E_\alpha(t))$.
5. Si el alimento en una celda ha sido consumido, este se regenerará con una probabilidad p_g .
6. Si el agente llega a una energía igual o menor a cero, el agente muere y la simulación termina.

A la escala del medio sensorimotor (tiempo continuo) ocurren los siguientes procesos.

1. Dado el estado sensorimotor y la velocidad sensorimotora registrada, se establece una "densidad" de nodos de dicha posición sensorimotora. Dicha función establece si alrededor de cierta posición ya existen suficientes "memorias" sensorimotoras, y no es una densidad en el sentido estricto, pues su valor puede ser mayor a 1. En caso de que esta función se encuentre por debajo de un valor límite k_t , se agrega un nuevo nodo asociado a la posición sensorimotora presente. Este nodo permanecerá inactivo durante un periodo corto de tiempo.
2. El resto de los nodos existentes experimentan una actualización de su ponderación. El cambio se combina de un elemento que captura la degradación del elemento de memoria por encontrarse cada vez más lejos en el tiempo, y un elemento de "rejuvencimiento" que el nodo de memoria experimenta al encontrarse el agente en un estado igual o similar al estado del nodo.
3. Una vez que los nodos del medio sensorimotor se encuentran actualizados, estos ejercen su influencia para modificar las probabilidades p_c y p_m . La influencia de cada nodo ejerce se compone de un factor de atracción al nodo y un factor que lo aleja del nodo. La influencia de todos los nodos es sumada y aplicada a las probabilidades.

3.2.2. Conceptos de diseño

Emergencia: Los hábitos sensorimotrices son producto del crecimiento y maduración del medio de sensorimotor y de que las condiciones consistentemente permitan o impidan al agente hacer

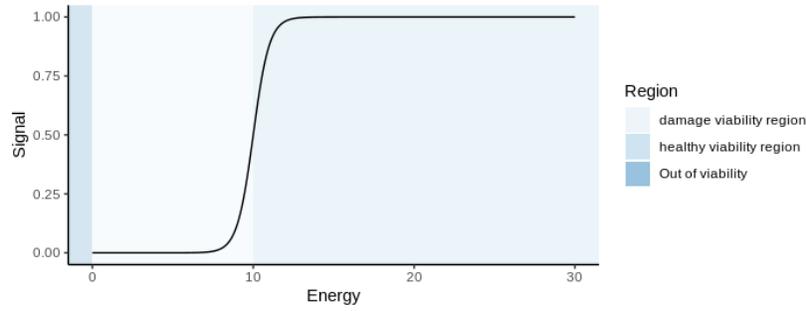


Figura 3: Señal registrada por los agentes sensorimotres de la energía interna E_α . Dicha señal se encuentra contenida entre cero y uno. En la figura se indican las tres regiones asociadas con la viabilidad del agente, que se encuentran integradas en la ecuación de la señal (Ecuación 4)

efectivas sus decisiones. Si bien, la estructura del medio sensorimotor está diseñada para reflejar la robustez que tiene en la memoria una serie de eventos repetidos frecuentemente, no existe una garantía de que un hábito sea creado o que pueda mantenerse.

Adaptación: Los nodos del medio sensorimotor ejercen una influencia en las decisiones tomadas por los agentes. Los cambios que puedan presentarse en el medioambiente impactarán el consumo de alimentos y esto hará menos frecuentes ciertos estados sensorimotres, degradando su influencia dentro del medio sensorimotor. La red de nodos orienta el cambio de comportamiento del agente reflejando los cambios del entorno.

Estado físico: El sistema no busca explícitamente que el agente se mantenga en un rango de energía interna específico. En su lugar, el sistema trata de mantener los comportamientos que se repiten asumiendo que su alta frecuencia de aparición a lo largo del tiempo puede relacionarse con la mejor forma de afrontar las condiciones del medioambiente.

Percepción: Los agentes cuentan con la percepción de una única variable: su nivel de energía interna $E_\alpha(t)$. La percepción de esta variable se registra con de acuerdo a la siguiente función

$$S(E_\alpha) = \frac{1}{1 + \exp(A - (\frac{A}{B})E_\alpha)}. \quad (4)$$

La zona de viabilidad del agente inicia en B. Alrededor de $E_\alpha = B$ la señal cambia rápidamente de 1 a 0 conforme los valores se aproximan a cero. El valor de A está relacionado con que tan abrupta es esta caída. Esto genera una percepción casi binaria de los estados de la energía del agente (Figura 3): 1 cuando se encuentran en un rango de energía donde la viabilidad no corre riesgos y 0 cuando se encuentran en un rango de energía peligrosamente bajo.

Estocasticidad: Los primeros nodos que son integrados al medio sensorimotor se generan a partir de caminatas aleatorias sobre estados sensorimotres, y después de un periodo de maduración, el medio toma el control de las decisiones del agente. Un punto relevante en este modelo es que las dimensiones motoras del medio no son acciones deterministas sino acciones discretas determinadas por la probabilidad de consumir o de moverse. El agente que decide desplazarse lo hace a la derecha o a la izquierda de forma aleatoria.

Observaciones: En el sistema se registran la evolución temporal de cada dimensión del estado sensorimotor, es decir, de la señal generada por la energía interna, la probabilidad de consumir alimentos y la probabilidad de moverse. Esas observaciones permiten identificar la generación de patrones en la toma de decisiones regulada por las probabilidades.

3.2.3. Detalles del sistema

Inicialización: Las caminatas aleatorias con las cuales se inicializa el medio sensorimotor inician en una posición aleatoria. Cada nueva posición es calculada como $l_{i+1} = l_i + r$ donde r es un vector de tres dimensiones donde cada una de sus componentes es tomada de una distribución uniforme $\mathcal{U}([0, 0.05])$. En caso de llegar al límite del rango del espacio sensorimotor, l_{i+1} se invierte. El nodo que se genera tiene un estado sensorimotor $N_p = l_i$, una velocidad sensorimotora $N_v = l_{i+1} + l_i$ y un peso $N_\omega = 0$. Cada IDSM es creada con un número de nodos n_n producto de un número n_{RW} de caminatas aleatorias.

Sub-procesos: El agente decide las acciones que llevará a cabo en tiempos discretos donde $\Delta t = 1$. En este tiempo, el medio del agente tiene un valor establecido para p_c y p_m . Después de generar números aleatorios para cada una de sus decisiones, los agentes determinan sus decisiones al comparar dichos números con sus probabilidades. Si el agente ha decidido consumir alimentos entonces comerá todos los recursos disponibles en su celda, la cual aumentará su energía interna en E_s . Si decide desplazarse de su celda, lo hará indistintamente a la celda derecha o a la izquierda y generará un gasto energético igual a $C_m E_\alpha(t)$. El gasto basal de energía del agente es igual a una constante M_b multiplicada por el máximo valor alcanzado por $E_\alpha(t)$. Una vez que se termina de actualizar el valor de la energía interna, el agente registra la señal asociada $S(E_\alpha)$. En caso de que el agente llegue a una energía igual a cero, muere. Si el alimento de una celda es consumido, este se regenera con una probabilidad p_g en el siguiente paso temporal.

Los procesos del medio sensorimotor se llevan a cabo en una escala de tiempo más pequeña que el de las acciones del agente. A esta escala de tiempo el medio evalúa si debe generar nuevos nodos y actualiza los existentes. Para evaluar si un nodo nuevo debe agregarse primero evalúa su actual posición sensorimotora (N_p, N_v) : Se trata de su estado sensorimotor $(S(E_\alpha), p_c, p_m)$, donde la primera entrada corresponde a la señal generada por la energía interna propia y las últimas dos entradas son las probabilidades, consideradas dimensiones motoras. La velocidad sensorimotora es calculada como la resta del estado sensorimotor actual menos el próximo estado sensorimotor $N_v = N_p(t+1) - N_p(t)$. El agente evalúa si la presente posición sensorimotora es añadida al medio como un nuevo nodo de acuerdo a la "densidad" de nodos $\phi(x)$:

$$\phi(x) = \sum_N \omega(N_\omega) \cdot d(N_p, \omega), \quad (5)$$

$$\omega(N_\omega) = \frac{2}{1 + \exp(-k_\omega N_\omega)}, \quad (6)$$

$$d(N_p, x) = \frac{2}{1 + \exp(k_d \|N_p - x\|^2)}, \quad (7)$$

donde N es el conjunto de los nodos. La función $\phi(x)$ no representa una densidad en el sentido estricto. Su significado esta relacionado con la suficiencia de las memorias sensorimotoras para generar una tendencia de comportamiento en el agente. Cuando el valor de $\phi(x)$ esta por debajo de $k_t = 1$ entonces un nuevo nodo es añadido al medio.

Cada uno de los nodos existentes se actualiza de acuerdo a la siguiente expresión:

$$\frac{dN_\omega}{dt} = -k_{deg} + k_{rej} \cdot d(N_p, x), \quad (8)$$

donde las constantes k_{deg} y k_{rej} están relacionadas con la degradación del nodo debida al tiempo y con el rejuvenecimiento del nodo cuando el agente se encuentra en un estado cercano, considerando la "distancia" sensorimotora $d(N_p, x)$.

Los nodos recién añadidos permanecen inactivos durante 10 pasos temporales (en la escala del medio) para evitar que sus efectos sean sobrerrepresentados.

La influencia de la IDSM sobre las dimensiones motoras del agente es la siguiente:

$$\frac{d\mu}{dt} = \frac{C}{\phi^*(x)} \sum_{N^*} (\omega(N_\omega) \cdot d(N_p, x) \cdot (N_v + \Gamma(N_p - x, N_v))^\mu), \quad (9)$$

$$\Gamma(a, N_v) = a - \left(a \cdot \frac{N_v}{\|N_v\|} \right) \frac{N_v}{\|N_v\|}, \quad (10)$$

donde $\phi^*(x)$ representa la densidad respecto a los nodos N^* activos y el superíndice μ significa que únicamente se consideran los componentes motores del vector.

En la escala de tiempo en la cual se toman las decisiones, en cada paso temporal las probabilidades p_c y p_m se encuentran definidas por el medio sensorimotor. Para las dos decisiones se establece si el agente consumirá alimentos y si se desplazará a otra celda. El agente hará efectiva sus decisiones y actualizará su energía de acuerdo al resultado de sus acciones. Después de la actualización de la energía, la señal $S(E_\alpha(t))$ se actualiza y comienza nuevamente el ciclo de adaptación del medio sensorimotor.

Parametro	Simbolo	Valor o rango
Poblacion inicial		1680
Energía inicial	E_0	2
Riqueza de recursos	E_s	2
Energía límite superior en movimiento	E_T	20
Energía límite inferior en movimiento	E_t	2
Costo de percepción	C_p	0.01
Costo de movimiento	C_m	0.02
Tasa metabólica	M_b	0.05
tiempo máximo		500
tipo de regeneración		constante
probabilidad de regeneración	p_g	[0.1, 1.0] y [0.01, 0.15]
Estrategias		$\{L_1, L_2\}$
Límite de acumulación 1	L_1	5
Límite de acumulación 2	L_2	6, 15, 55, 105
Heurística		REP
Acciones		$\{S_2, S_4, S_6, S_8, S_9\}$
Necesidades del agente		solo existencial

Cuadro 3: Parámetros utilizados en la primera simulación de agentes Consumat.

4. Simulaciones

4.1. Simulaciones del sistema de agentes Consumat

4.1.1. Acumulación de energía

Las primeras simulaciones del sistema de agentes Consumat fueron creadas con los parámetros del cuadro 3. Cada combinación de parámetros es repetida 30 veces. Estas simulaciones fueron realizadas para reconocer las condiciones que hacen que una reserva relativamente mayor de energía se convierta en una ventaja ecológica. Dos poblaciones de agentes, una de ellas con límite de acumulación L_1 y la otra con límite de acumulación L_2 coexisten en el mismo medioambiente, iniciando ambas con la misma cantidad de agentes. Todos los agentes llevarán a cabo las mismas acciones durante todo el experimento. Estas simulaciones se desarrollan durante 500 generaciones, en un intervalo de $p_g \in [0.001, 0.015]$ en intervalos de $\Delta p_g = 0.001$.

Las gráficas que se generan para las estrategias estáticas que consumen alimentos (Fig. 4) muestran que el promedio de las poblaciones crece de forma acelerada conforme p_g se incrementa en el rango entre 0.01 y 0.07. Para valores más altos el promedio de las poblaciones no refleja un cambio importante. Las diferencias entre poblaciones con distintos niveles de acumulación de nutrientes son pequeñas si se comparan con las poblaciones totales. Los cambios perceptibles entre las poblaciones ocurren en $p_g \in [0.01, 0.07]$. En estos ambientes las diferencias abarcan un mayor rango de valores, algunos de estos negativos. Los puntos en los que el promedio de las diferencias es mayor ($p_g = 0.02$ para S2 y $p_g = 0.03$ para S4) difieren poco y ocurren para todas las simulaciones sin importar el límite de acumulación mayor. Los experimentos muestran diferencias promedio muy parecidas cuando la diferencia entre límites de energía es 10, 50 o 100. En el caso de gráficas de las estrategias con movimiento y con consumo de alimentos (Fig. 5) los cambios también son poco relevantes comparados con el tamaño de las poblaciones y los cambios perceptibles ocurren cuando $p_g \leq 0.07$.

Estos resultados nos indican que un incremento en la capacidad de acumular energía constituye una ventaja proporcionalmente baja para todas las estrategias y en particular para las estrategias con movimiento. Existe un valor en el límite de acumulación para el cual la ventaja deja de crecer. Cuando los valores de p_g son suficientemente grandes o suficientemente pequeños, la ventaja desaparece. En

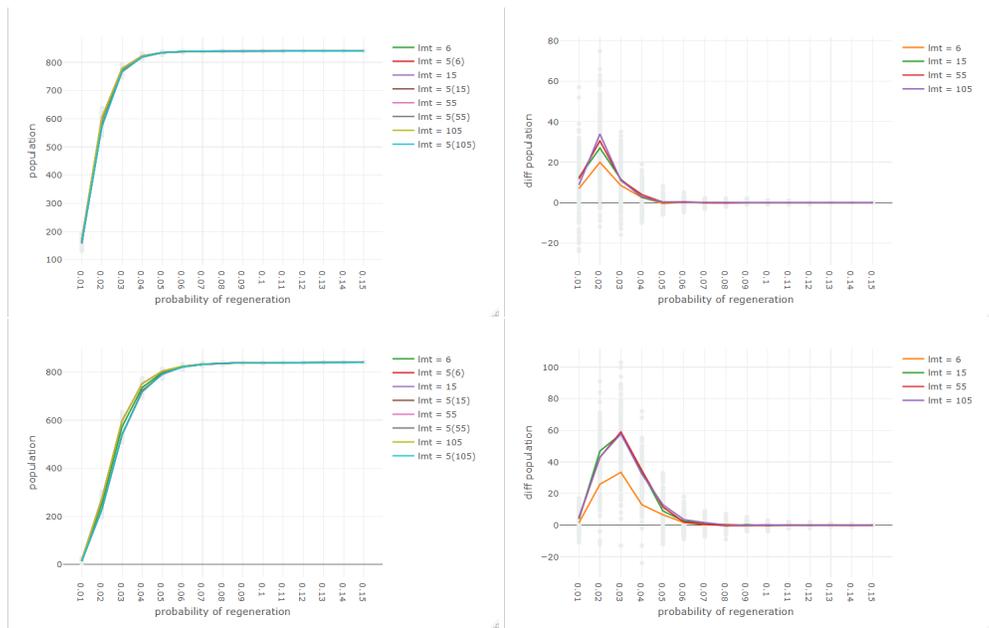


Figura 4: (Izquierda:) Poblaciones totales y (Derecha:) Diferencia entre poblaciones para agentes con dos limites de reservas energéticas (una de los limites es 5 y el segundo es 6, 15, 55 o 105) , ambas usando la misma estrategia y repitiéndola durante toda la simulación, para ambientes con estrategias (Arriba:) $S = S2$, y (Abajo:) $S = S4$. Ambas poblaciones se encuentran en competencia en el mismo ambiente e inician con el mismo número de agentes. En las gráficas se observa el promedio de 30 repeticiones de cada uno de los sistemas con los mismos parámetros.

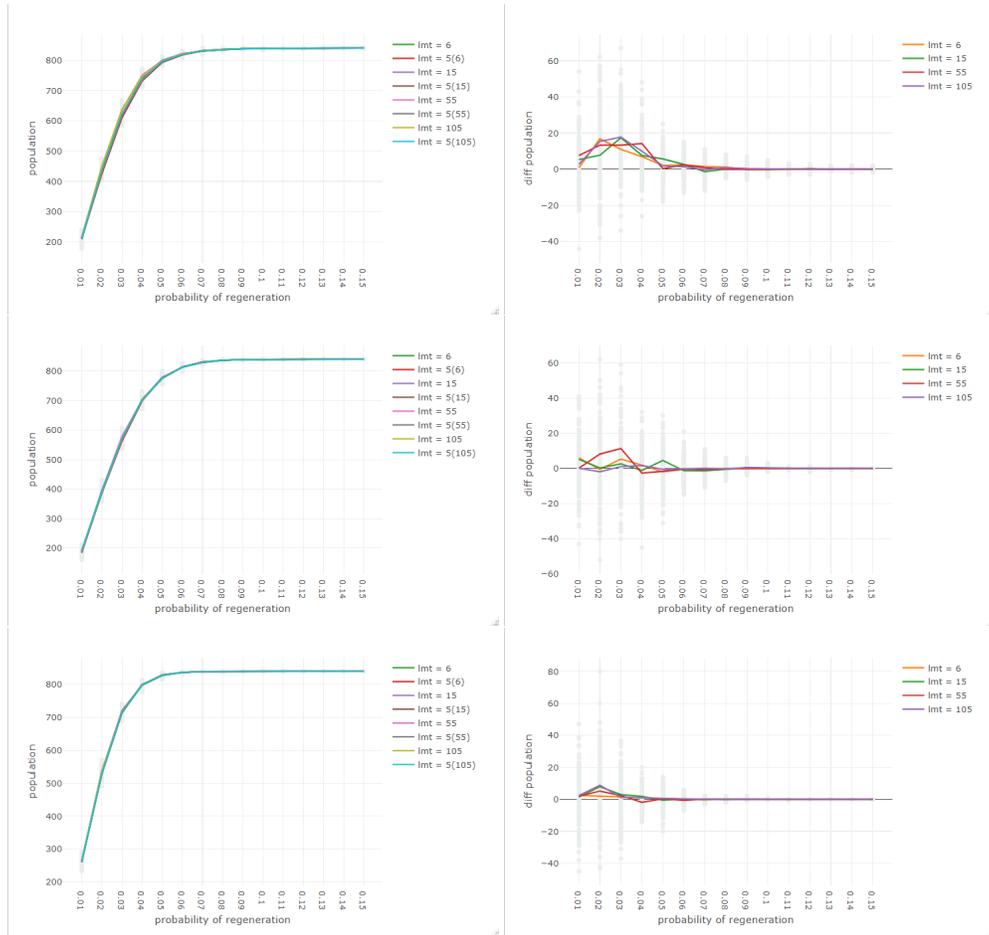


Figura 5: (Izquierda:) Poblaciones totales y (Derecha:) Diferencia entre poblaciones para agentes con dos límites de reservas energéticas (una de los límites es 5 y el segundo es 6, 15, 55 o 105), ambas usando la misma estrategia y repitiéndola durante toda la simulación, para ambientes con estrategias (Arriba:) $S = S6$, (Centro:) $S = S8$ y (Abajo:) $S = S9$. Ambas poblaciones se encuentran en competencia en el mismo ambiente e inician con el mismo número de agentes. En las gráficas se observa el promedio de 30 repeticiones de cada uno de los sistemas con los mismos parámetros.

cuanto al promedio de la energía interna por población de agentes (Fig. 6), el conjunto de acciones no genera un efecto adicional en la energía o poblaciones de los agentes. En todos los casos las poblaciones con distinto nivel de acumulación se acercan asintóticamente al su límite de acumulación conforme crece el valor de p_g , separándose de los promedios de los agentes con límites superiores. Para el tiempo observado se puede corroborar que los agentes con límite 55 y 105 no se acercan a este límite durante las 500 generaciones en ningún escenario con $p_g \in [0.0, 0.15]$, y sus curvas son indistinguibles.

Podemos establecer el nivel de acumulación máximo que el ambiente puede soportar. Cuando el metabolismo basal del agente iguala la cantidad de recursos que se pueden consumir, la energía del agente tiene un punto máximo. Entonces podemos establecer la siguiente relación:

$$\Delta E_\alpha(t) = E_s - M_b E_\alpha^{(max)} = 0 \Rightarrow E_\alpha^{(max)} = \frac{E_s}{M_b} \quad (11)$$

De acuerdo a los parámetros empleados en la primera simulación el máximo valor de energía que puede acumular un agente es 40. Esto explica que los agentes con límites 55 y 105 tengan comportamientos muy similares en cuanto a su acumulación de energía. Si el valor de E_s se incrementa hasta 3 el valor máximo de acumulación sube a 60, lo que genera una posibilidad para notar una diferencia entre el comportamiento de estos agentes de acuerdo a su límite. Este valor se emplea en las nuevas simulaciones.

Si optamos por generar una simulación donde el medioambiente atraviesa por un periodo de abundancia seguido de un periodo de hambruna es posible modular los parámetros para encontrar un punto en el que un agente con mayores reservas obtiene una ventaja ambiental. Las longitudes de los periodos de abundancia y de hambruna establecen una presión selectiva para ciertos valores de acumulación. En el siguiente cálculo empleamos un agente que tiene el menor gasto energético posible y que consume alimentos, es decir, S2. Si durante el periodo de abundancia el agente tiene completa disponibilidad de recursos ($p_g = 1$) y cero competencia se puede calcular el número de generaciones necesarias para garantizar que el agente llegue a una energía E_A . Cuando la energía del agente esta por debajo de E_T , el incremento de energía del agente es $E_s - \frac{1}{M_b}$ cada paso temporal. El tiempo necesario para pasar de cero a E_T es,

$$t^{(0 \rightarrow E_T)} = \frac{E_T}{E_s - \frac{1}{M_b}}$$

Una vez que el agente alcanza la energía E_T los siguientes incrementos de energía están dados por $E_s - M_b E_\alpha(t)$ lo que implica que,

$$E_\alpha(t) = E_\alpha(t-1) + E_s - M_b E_\alpha(t-1).$$

Si consideramos que $E_\alpha(t=0) = E_T$ tenemos que

$$E_\alpha(t) = E_A = E_s \sum_{i=0}^{t-1} (1 - M_b)^i + (1 - M_b)^t E_T.$$

Como $|1 - M_b| < 1$ se cumple, podemos usar la identidad $\sum_{i=0}^{n-1} a^i = \frac{1-a^n}{1-a}$, de forma que

$$E_A = \frac{E_s}{M_b} (1 - (1 - M_b)^t) + (1 - M_b)^t E_T.$$

De esta expresión podemos calcular en numero de pasos temporales necesarios para pasar de E_T a E_A .

$$t^{(E_T \rightarrow E_A)} = \frac{\log(E_A - \frac{E_s}{M_b}) - \log(E_T - \frac{E_s}{M_b})}{\log(1 - M_b)}$$

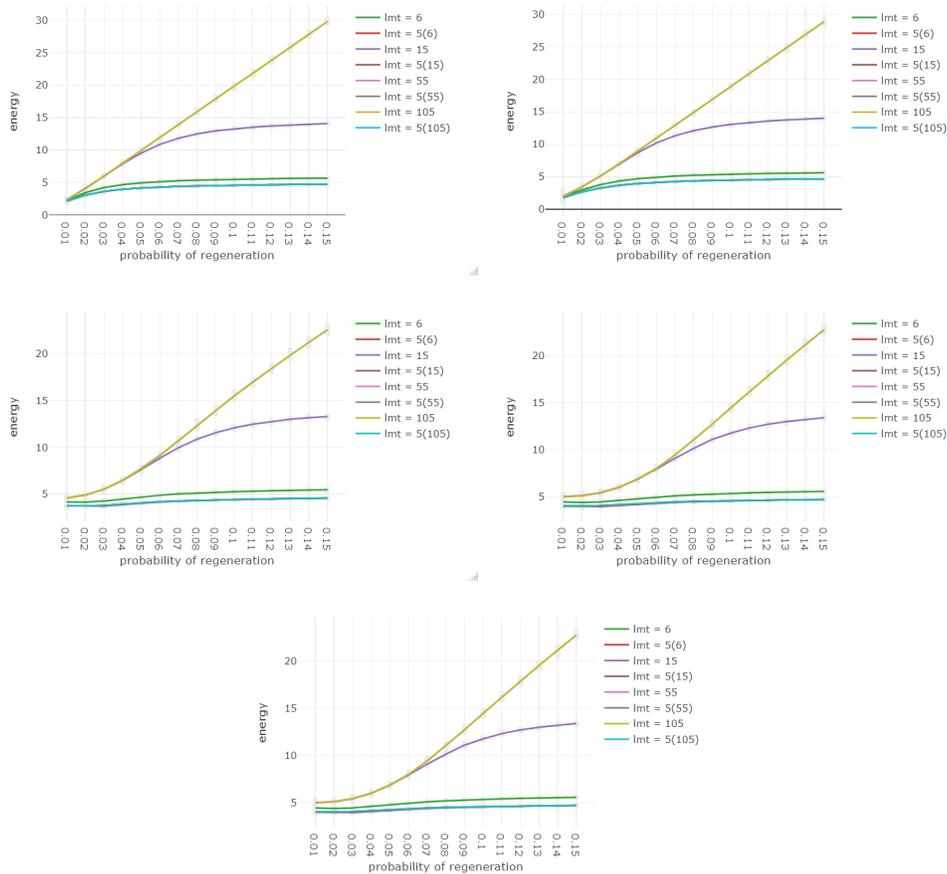


Figura 6: Efecto de la probabilidad de regeneración en la energía promedio de las poblaciones de agentes con dos límites de reservas energéticas (una de los límites es 5 y el segundo es 6, 15, 55 o 105), ambas usando la misma estrategia y repitiéndola durante toda la simulación, para ambientes con estrategias (*Arriba, Izquierda:*) $S = S2$, (*Arriba, Derecha:*) $S = S4$, (*Centro, Izquierda:*) $S = S6$, (*Centro, Derecha:*) $S = S8$ y (*Abajo:*) $S = S9$. Ambas poblaciones se encuentran en competencia en el mismo ambiente e inician con el mismo número de agentes. En las gráficas se observa el promedio de 30 repeticiones de cada uno de los sistemas con los mismos parámetros.

Parametro	Simbolo	Valor o rango
Poblacion inicial		1680
Energía inicial	E_0	2
Riqueza de recursos	E_s	3
Energía límite superior en movimiento	E_T	20
Energía límite inferior en movimiento	E_t	2
Costo de percepción	C_p	0.01
Costo de movimiento	C_m	0.02
Tasa metabólica	M_b	0.05
tiempo máximo		1000
tipo de regeneración		abundancia/hambruna
probabilidad de regeneración en abundancia	p_g	1.0
probabilidad de regeneración en hambruna	p_g	0.0
duración media de abundancia		40
duración media de hambruna		60
desviación estándar duración	STD	{0, 1, 5}
Estrategias		{ L_1, L_2 }
Límite de acumulación 1	L_1	55
Límite de acumulación 2	L_2	105
Heurística		REP, IMIT, INQ
Acciones		{ S_2, S_4, S_6, S_8, S_9 }
Necesidades del agente		solo existencial

Cuadro 4: Parámetros utilizados en la segunda simulación de agentes Consumat.

Finalmente tenemos que,

$$t_{ab} = t^{(0 \rightarrow E_T)} + t^{(E_T \rightarrow E_A)} = \frac{E_T}{E_s - \frac{1}{M_b}} + \frac{\log(\frac{E_s}{M_b} - E_A) - \log(\frac{E_s}{M_b} - E_T)}{\log(1 - M_b)}. \quad (12)$$

Se puede de una forma similar calcular cuantos pasos temporales puede soportar un agente con estas características sin consumir alimentos teniendo un nivel de energía establecido. Esto determinaría cuales límites de acumulación no permiten la sobrevivencia del agente en el periodo de hambruna descrito (suponiendo $p_g = 0$):

$$t_{fam} = t^{(E_A \rightarrow E_T)} + t^{(E_T \rightarrow 0)} = \frac{\log(E_T) - \log(E_A)}{\log(1 - M_b)} + \frac{1}{M_b} \quad (13)$$

Dados los parámetros de la anterior simulación tenemos que $t_{ab} = 50.54$ y $t_{fam} = 39.72$. En las siguientes simulaciones son empleados periodos de abundancia y hambruna con una longitud de 60 y 40 pasos temporales respectivamente, con el fin de encontrar una diferencia entre poblaciones con un límite de acumulación de 55 y 105. El resto de los parámetros esta descrito en el cuadro 4. La optimización no es empleada dentro del conjunto analizado de heurísticas por conducir siempre a un sistema homogéneo de agentes con el máximo límite de acumulación. En este caso se emplea únicamente la necesidad existencial de los agentes Consumat por la dificultad de interpretar la satisfacción de una necesidad social y personal al modificar los límites de acumulación.

En estos experimentos únicamente las poblaciones de agentes que utilizan las acciones S2 y S9 llegan al final de las simulaciones con una población relativamente alta. El resto de las acciones conduce a la extinción de los agentes o a poblaciones de menos de 10 agentes. La supervivencia de los agentes tipo S2 es un resultado esperado por el diseño de la simulación. Cuando los agentes utilizan las acciones en S9 encontramos poblaciones finales altas de agentes con límite 105 para cada

heurística (Fig. 7, Abajo). Los agentes con un límite de 55 tienen poblaciones cercanas a cero cuando utilizan la indagación o la repetición y llegan a alcanzar un promedio de 43 agentes con imitación.

Podemos establecer que en estos sistemas los agentes más acumuladores cuentan con una ventaja clara. Las poblaciones de agentes acumuladores evolucionan diferente durante los 10 ciclos de abundancia/hambruna de acuerdo a su regla de decisión. En la figura 7, arriba, se aprecia la evolución de las poblaciones y energía promedio de los agentes por heurística y límite de acumulación. En la gráfica de las poblaciones se aprecia que el único incremento robusto en la población ocurre cuando los agentes con indagación deciden copiar el límite 115 durante los primeros dos ciclos, lo que indica que desde el primer ciclo los agentes acumuladores llegan a rebasar el límite 55. A este incremento de población le sigue una caída muy marcada en los ciclos 3 y 4, y una posterior estabilización en un valor por encima de 200. Los agentes acumuladores que repiten su estrategia no muestran ningún cambio drástico ni en sus poblaciones ni en sus energías a lo largo de los 10 ciclos. El ensamble de agentes imitadores conserva los dos límites de acumulación en el ensamble de agentes durante todo el desarrollo del sistema. Estos agentes son los únicos que muestran una etapa donde la energía promedio de los agentes con límite 55 está por encima del promedio de los agentes con límite 105, orden que finalmente se revierte al final de la simulación. Los estados transitorios que se describen son robustos y destacan la importancia del intervalo de tiempo de las condiciones de disponibilidad de recursos en el éxito de las heurísticas.

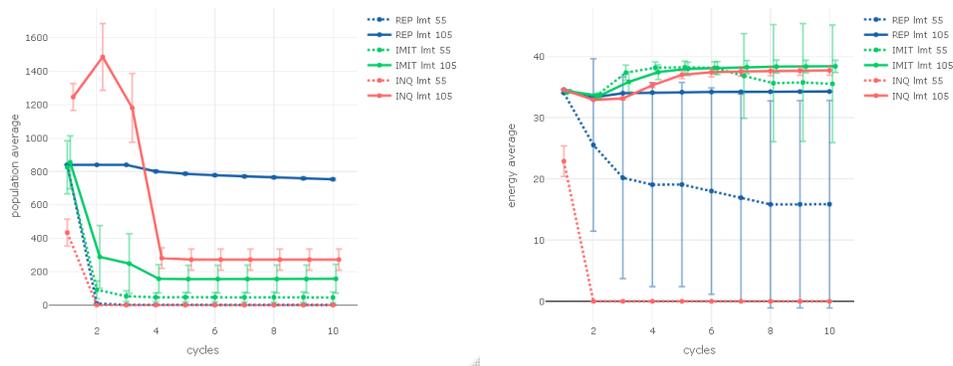
Al introducir incertidumbre en la duración de los periodos temporales todos los agentes con límite 55 se extinguen. Los agentes con límite 105 sufren caídas en población en comparación con el sistema sin incertidumbre, existiendo también estados transitorios donde existen un número mayor de agentes cuando se agrega una incertidumbre moderada en los periodos (figura 8).

4.1.2. Dinámica de acciones y heurísticas.

En el siguiente conjunto de experimentos, las reglas de decisión se aplicaron a la selección del conjunto de acciones $\{S1, \dots, S9\}$. En estas simulaciones no existen límites de acumulación auto-impuestos. Primero se evaluó la capacidad de cada conjunto de acciones, repetidas a lo largo de toda la simulación, para soportar condiciones constantes de disponibilidad de recursos en todas las celdas. Después se observó la dinámica en la distribución de los conjuntos de acciones al utilizar cada una de las heurísticas. Finalmente se generaron experimentos donde los estados de satisfacción e incertidumbre del agente eran considerados para actualizar la regla de decisión.

Los vectores de acciones, por sí mismos, ofrecen ciertos rasgos que se sincronizan con el medioambiente para generar una ventaja ecológica. En la figura 9 (Arriba) se puede apreciar que cuando los agentes repiten sus acciones las estrategias más exitosas en términos de población y en términos de energía son aquellas que combinan movimiento con percepción activa (S8 y S9). Cuando el conjunto de acciones incluye movimiento sin percepción del entorno (S6) la energía promedio de los agentes no es muy diferente a la que se observa para los agentes tipo S8 y S9. Sin embargo las poblaciones promedio de estos agentes son siempre menores incluso para un escenario con completa disponibilidad de recursos ($p_g = 1$). Los agentes con estrategias estáticas (S2 y S4) se extinguen cuando $p_g < 0.4$. Para el resto del rango de valores de p_g la energía promedio de los agentes alcanza niveles comparables, aunque menores, al resto de las estrategias de acciones. En cuanto a población, existe un punto en $p_g = 0.6$ donde la población promedio de los agentes con estrategias estáticas es igual a la de los agentes tipo S6. Por debajo de este valor los agentes con S6, y en general con alguna estrategia que incluya movimiento, tendrán una mayor población que los agentes con estrategias estáticas. Por encima de tal valor, los agentes con estrategias estáticas superan en población a los que emplean S6, y en el punto de completa disponibilidad de recursos, igualan a los que tienen estrategias S8 y S9.

Al utilizar la repetición como heurística es imposible sincronizar las estrategias de acciones con el tipo de medioambiente. Resulta entendible que las estrategias con mejor desempeño sean aquellas que cuentan con un mecanismo para explotar la información del entorno en un instante dado. En estos experimentos también se evidencia que el movimiento por sí mismo resulta ser una ventaja ecológica ante escenarios persistentemente bajos en recursos energéticos.



S9 agents populations for t = 1000

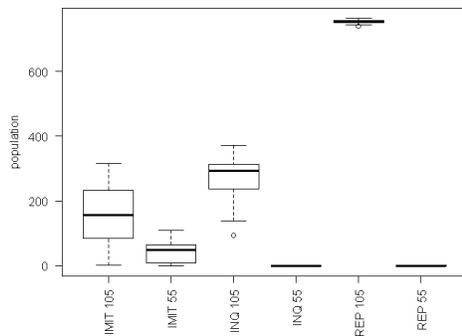


Figura 7: Evolución a lo largo de los ciclos de "abundancia y hambruna" de: *Arriba, izquierda:* la población promedio y *Arriba, derecha:* el promedio de la energía durante un ciclo particular para agentes tipo S9 con límites de acumulación 55 y 105. En estas simulaciones los agentes experimentan un periodo de 40 pasos temporales de abundancia de alimentos, seguidos por 60 pasos temporales donde no existe la regeneración de alimentos en las celdas. *Abajo:* Diagramas de caja de las poblaciones de agentes con límite de acumulación 55 y 105, al tiempo $t = 1000$ cuando se emplean las acciones establecidas en S9 y el límite de acumulación esta sujeto a un cambio de acuerdo a una de tres heurísticas : repetición, imitación e indagación. El promedio por ciclo considera todos los valores registrados durante el ciclo y el conjunto de 30 repeticiones del sistema con los mismos parámetros. Las barras de error representan la desviación estándar sobre un ensamble de repeticiones. Las gráficas están desplazadas ligeramente en el eje x con fines de visualización.

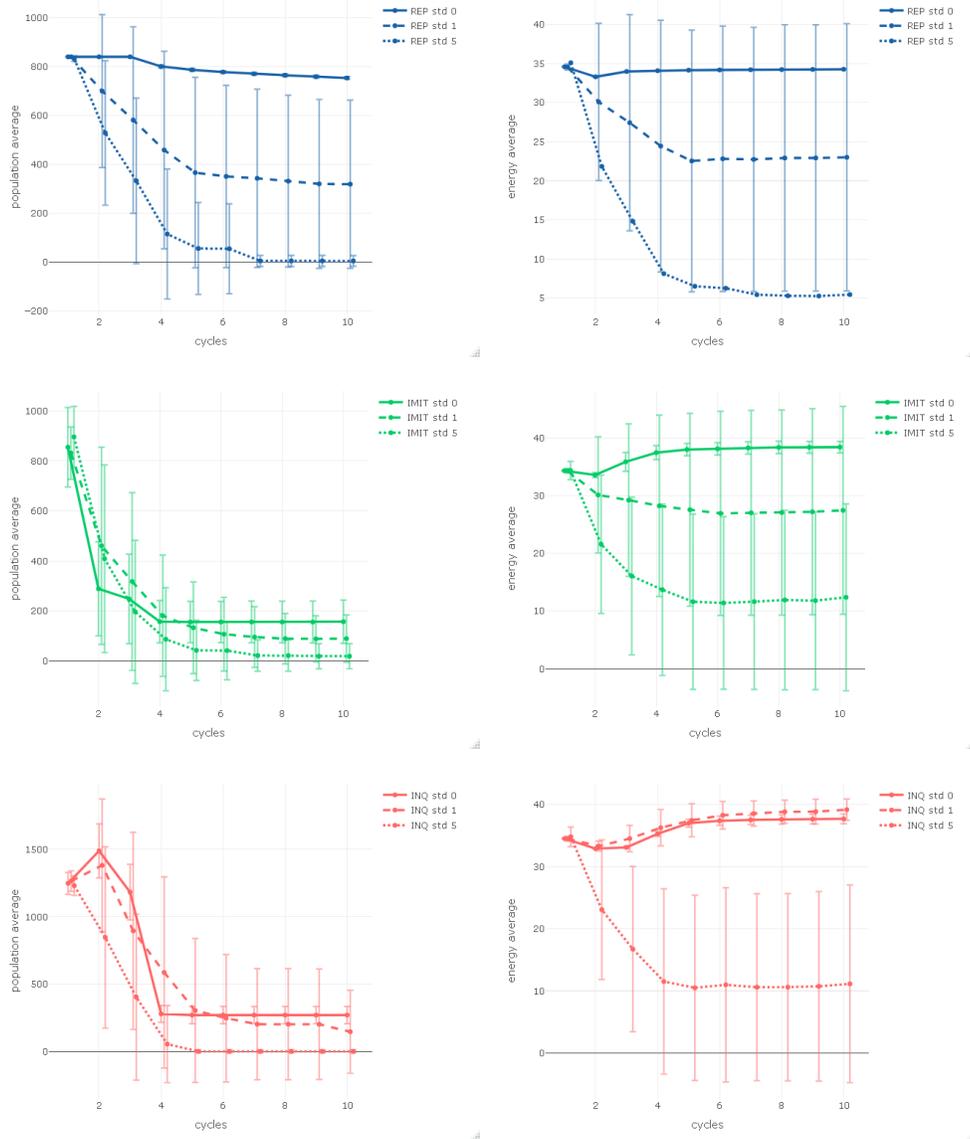


Figura 8: Evolución a lo largo de los ciclos de "abundancia y hambruna" de duración variable de: *Izquierda:* la población promedio y *Derecha:* el promedio de la energía durante un ciclo particular para agentes tipo S9 con límites de acumulación 105 para sistemas cuya heurística es *Arriba:* repetición, *En medio:* imitación ó *Abajo:* indagación. En estas simulaciones los agentes experimentan un periodo de abundancia de alimentos, seguidos por otro periodo donde no existe la regeneración de alimentos en las celdas. La duración de estos periodos se toma de distribuciones centradas en 40 y 60, respectivamente, con una desviación estándar de 0, 1 o 5. El promedio por ciclo considera todos los valores registrados durante el ciclo y el conjunto de 30 repeticiones del sistema con los mismos parámetros. Las barras de error representan la desviación estándar sobre en ensamble de repeticiones. Las gráficas están desplazadas ligeramente en el eje x con fines de visualización.

Parámetro	Símbolo	Valor o rango
Población inicial		1680
Energía inicial	E_0	2
Riqueza de recursos	E_s	3
Energía límite superior en movimiento	E_T	20
Energía límite inferior en movimiento	E_t	2
Costo de percepción	C_p	0.01
Costo de movimiento	C_m	0.02
Tasa metabólica	M_b	0.05
tiempo máximo		1000
tipo de regeneración		constante
probabilidad de regeneración	p_g	[0.1, 1.0]
Estrategias		$\{S_1, \dots, S_9\}$
Heurísticas		REP, IMIT, INQ, OPT
Tipo de heurística		constante, dinámica
Necesidades del agente		existencial, todas*

Cuadro 5: Parámetros utilizados en la tercera simulación de agentes Consumat. El conjunto completo de necesidades del agente es utilizado únicamente cuando las heurísticas cambian de forma dinámica.

En la figura 9 (Segunda fila de arriba a abajo), podemos observar los resultados de los experimentos para los agentes que únicamente utilizan la imitación como regla de decisión. Cuando la heurística que se emplea es diferente a la repetición, las distribuciones de estrategias de acciones no representan necesariamente el éxito de las estrategias al final de las simulaciones. Se trata más bien de un reflejo de la capacidad de una estrategia de permanecer dentro de las alternativas disponibles. Es notable que las estrategias S8 y S9, que son las más frecuentes al utilizar repetición como heurística, tienen una población promedio cercana a cero para todos los valores de p_g . En estos experimentos encontramos que dos estrategias sobresalen: S2 y S6. Estas estrategias tienen en común el consumo de alimentos y la falta de percepción del entorno. Al solamente observar la celda en la que se encuentran situados, los agentes con estas estrategias observan menos agentes y por tanto, tienen menos posibilidades de cambiar su estrategia. Por el contrario, los agentes con percepción activa, incluso en los casos en los que tienen un mejor desempeño, tienen posibilidades altas de cambiar su estrategia.

En estos escenarios también es evidente que el movimiento resulta útil ante escenarios con baja regeneración de alimentos tanto en población como energía promedio. Cuando $p_g \geq 0.8$ la energía promedio de los agentes con estrategia S2 deja de crecer de forma lineal conforme p_g crece, tal como ocurre con la energía promedio de los agentes con estrategia S6. Los resultados de los experimentos donde la heurística empleada es la indagación (figura 9, tercera fila de arriba a abajo) confirman la capacidad de las estrategias S2 y S6 para mantenerse dentro del conjunto de estrategias disponibles. En estos experimentos también es posible encontrar un régimen de p_g donde los agentes de tipo S6 son los más numerosos y otro donde los agentes S2 lo son. El punto que divide ambos regímenes se traslada a $p_g = 0.3$ donde ambas poblaciones son próximas a cero. Finalmente, cuando la optimización es la heurística empleada (figura 9, abajo) las estrategias que predominan son S2, S6, S8 y S9. El promedio de la población contra la probabilidad de regeneración cuando las estrategias incluyen movimiento siguen un comportamiento que puede ser aproximado localmente por una función cuadrática. Las poblaciones promedio llegan a un punto máximo entre 0 y 1.0. Todas las poblaciones se aproximan a cero cuando $p_g = 1$. La población promedio de agentes con estrategia S2 crece de forma exponencial cuando $p_g < 0.4$. En el resto del rango de la probabilidad de regeneración esta población crece de forma lineal conforme crece p_g . En este mismo rango la población más numerosa es precisamente la que emplea la estrategia S2. La energía promedio de los agentes con estrategias S2, S9 y S6 no son distantes, con la excepción de los escenarios donde $p_g = 1.0$ donde la

energía promedio de agentes con S9 y S6 caen por debajo de 20.

Las estrategias S4, S8 y S9 aparecen en algunas simulaciones al final de los 1000 pasos temporales para todas las heurísticas mientras que las estrategias que excluyen el consumo de alimentos no aparecen, con la única excepción de los agentes con S1 cuando la heurística es la optimización. La razón de que esta estrategia aparezca es que existen escenarios donde S1 resulta objetivamente una mejor opción: el agente falla en consumir alimentos y además tiene gastos adicionales de energía por su movimiento o por su percepción.

En la figura 10 podemos observar los resultados de los sistemas de agentes que permiten cambiar heurísticas de acuerdo a los estados internos de satisfacción y de incertidumbre del agente. Además de generar una distribución de estrategias, estos experimentos también dan como resultado una distribución de heurísticas en los agentes. Estas simulaciones fueron realizadas para agentes que tienen únicamente necesidades existenciales y para agentes que tienen necesidades existenciales, personales y sociales. En la distribución de estrategias al tiempo $t = 1000$ sobresale en ambos casos la presencia de la estrategia estática S2 cuando p_g es alta. Esta es la única estrategia estática presente y al igual que en las anteriores simulaciones, la población promedio es baja o nula para el rango más bajo de p_g y conforme este parámetro se incrementa, el crecimiento de esta población es explosivo. Este comportamiento es similar al que tiene la población que utiliza la repetición como heurística, con la excepción de la caída que experimenta la repetición en favor de la optimización en el escenario de completa disponibilidad ($p_g = 1.0$). Si sumamos las poblaciones que utilizan las estrategias S2 y S6 y comparamos esta población con las que utilizan repetición y optimización, los resultados son casi idénticos (su diferencia es menor a 15 en todos los casos, y menor a 1 cuando $p_g \geq 0.5$).

El uso del conjunto completo de necesidades genera una mayor diversidad de estrategias y heurísticas que el conjunto restringido de necesidades. Encontramos una presencia importante de agentes con estrategia S9 cuando $p_g \geq 0.6$. Esta población tiene su punto máximo en $p_g = 0.2$, con alrededor de 300 agentes en promedio, superando por mucho el valor del resto de poblaciones por estrategia. A partir de este punto, el valor promedio de la población desciende conforme p_g crece, de manera gradual hasta ser prácticamente nula en $p_g = 0.8$. Existen algunos escenarios donde la población de agentes que emplean S8 no son despreciables, pero sus valores solo se aproximan a los de S9 cuando esta población se acerca a cero. En los escenarios donde la estrategia S9 es la más empleada los agentes utilizan predominantemente imitación e indagación como heurísticas.

La incorporación de las necesidades sociales y de personalidad contribuyen a la supervivencia de un mayor número de agentes cuando $p_g < 0.6$. La mayor parte del excedente de agentes puede ser atribuido al movimiento que utilizan los agentes y a que utilizan información de su comunidad en la toma de decisiones. Los niveles de satisfacción social y de incertidumbre muestra una diferencia importante entre agentes con distintos conjuntos de necesidades en el mismo rango de regeneración ($p_g < 0.6$). En las gráficas en la figura 10, abajo, encontramos un fenómeno interesante: los agentes que consideran sus necesidades sociales en su dinámica de decisión tienen una baja satisfacción social y una alta incertidumbre en los ambientes adversos en comparación con aquellos que no consideran esta necesidad. Sin embargo, esta tensión en el agente obliga al agente a explorar heurísticas y estrategias nuevas resultando, al final, en una mejor adaptación a su medioambiente.

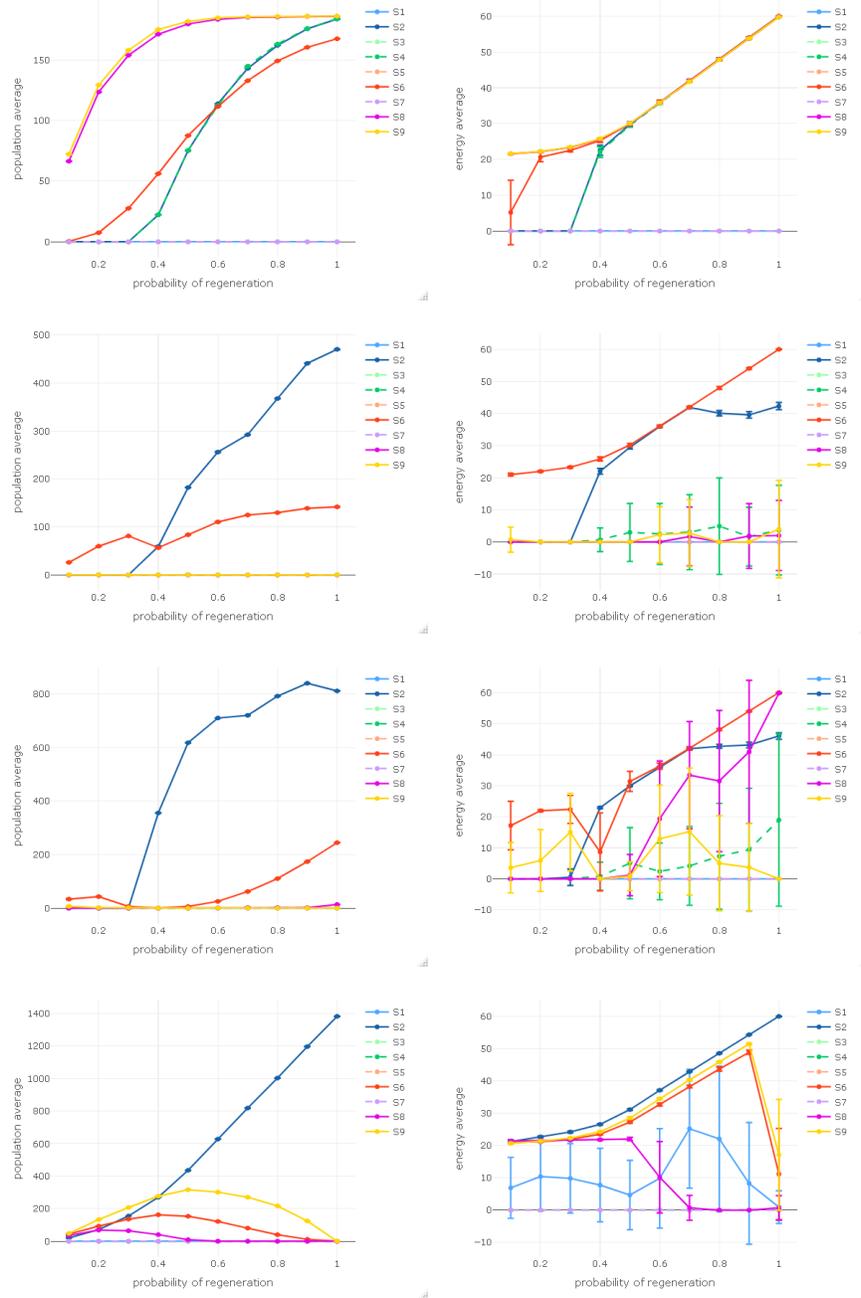


Figura 9: Efecto de la probabilidad de regeneración en *Izquierda*: el promedio de la población y *Derecha*: el promedio de la energía interna, agrupadas por cada una de las estrategias empleadas por los agentes al utilizar una heurística constante: *Arriba*: Repetición, *En medio, arriba*: imitación, *En medio, abajo*: indagación y *Abajo*: optimización. El promedio es obtenido sobre 30 repeticiones de cada combinación de parámetros, cuando $t = 1000$. Las barras de error corresponden a la desviación estándar del ensamble de repeticiones.

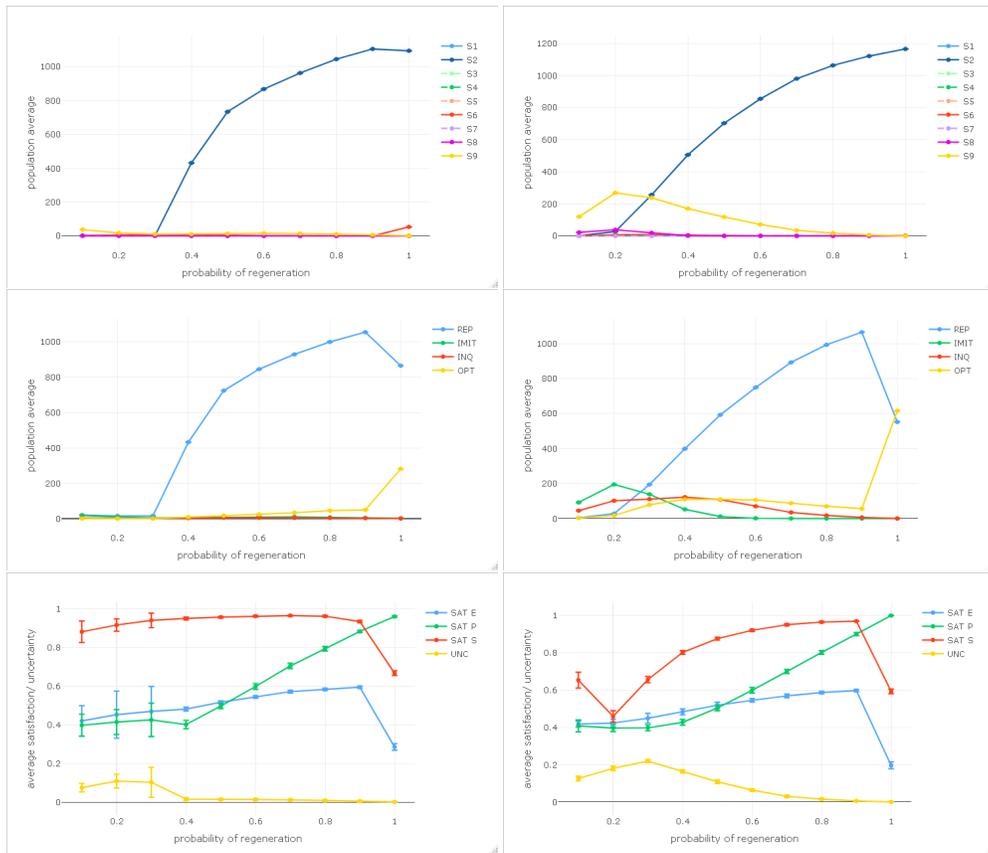


Figura 10: Efecto de la probabilidad de regeneración en

Parametro	Simbolo	Valor o rango
Amplificación IDSM	C	3
Número de celdas	N_c	10
Energía inicial del agente	$E_\alpha(t=0)$	20
Limites de rangos de viabilidad	E_{min}, E_{max}	30
Tasa metabólica	M_b	0.05
Costo de movimiento	C_m	0.01
Energía en celdas	E_s	3
Probabilidad de regeneración	p_g	[0.7, 1.0]
tiempo máximo		500
Estados motores iniciales	(p_c, p_m)	(0.5, 0.5)
Número de nodos iniciales	n_n	5000
Número de caminatas aleatorias	n_{RW}	100
Repeticiones		25
Escenarios IDSM		independiente, heredada

Cuadro 6: Parámetros utilizados en las simulaciones del sistema de agentes enactivos.

4.2. Simulaciones del modelo de agentes sensorimotrices basados en IDSM

En esta simulación fueron comparados dos tipos de escenarios. Uno donde cada repetición de parámetros del sistema ocurre de manera independiente y otro escenario secuencial, donde el agente de una nueva simulación hereda la IDSM del agente anterior. Estas simulaciones y sus resultados se encuentran publicadas en las memorias del congreso ALIFE 2019 [45].

Como medida del desempeño del agente utilizamos el tiempo de supervivencia del agente t_{ext} y el tiempo total que el agente se encuentra fuera del rango de energía considerado saludable, $[E_{min}, E_{max}]$. En este rango la señal de la energía del agente cambia abruptamente y puede interpretarse como el punto donde el agente puede identificar su propio equilibrio energético. El tiempo t_{out} fuera de este rango implica estar próximo al límite de viabilidad o encontrarse en un estado de acumulación excesiva de energía. En estas simulaciones también definimos el *comportamiento homeostático* como las acciones que empujan al agente a mantenerse dentro del rango $[E_{min}, E_{max}]$.

4.2.1. Agentes con IDSM inicializada de forma aleatoria

El tiempo t_{ext} promedio de los 100 experimentos independientes es 188. Solamente en 6 simulaciones los agentes son capaces de sobrevivir las 500 generaciones observadas (Fig. 11). En estos experimentos el porcentaje de tiempo que representa t_{out} es ligeramente menor que mismo porcentaje considerando todas las simulaciones (27.68% contra 31.25%, respectivamente). En ambos casos, el porcentaje de ocasiones en los que el agente decide moverse es muy similar (51.57% contra 48.66%, respectivamente). La señal sensorial $S(E_\alpha)$ tiene algunos rasgos comunes debidos a la función que la genera (Ec. 4): Alrededor de cero y de uno, la señal tiene poco ruido, mientras que cuando transita de cero a uno o viceversa, se aprecian cambios abruptos. La probabilidad de consumo tiende a incrementarse con un desfase al presentarse descensos abruptos en la señal de la energía. La probabilidad de consumo tiende a estar por encima de 0.5 en todos estos experimentos. La probabilidad de movimiento también sufre cambios como reacción a la disminución de la señal energética, pero su tendencia no es tan clara como en el caso de la probabilidad de consumo. Ambas probabilidades parecen estar vinculadas en algunos de los experimentos. La distribución de las acciones de los agentes supervivientes se muestra en el cuadro 7.

Las acciones de los agentes supervivientes están marcadas por un incremento en la combinación de consumo y movimiento. Esta acción puede ser el resultado del particular historia sensorimotora que es registrada por el medio sensorimotor. Los agentes enactivos del modelo pueden hacer un

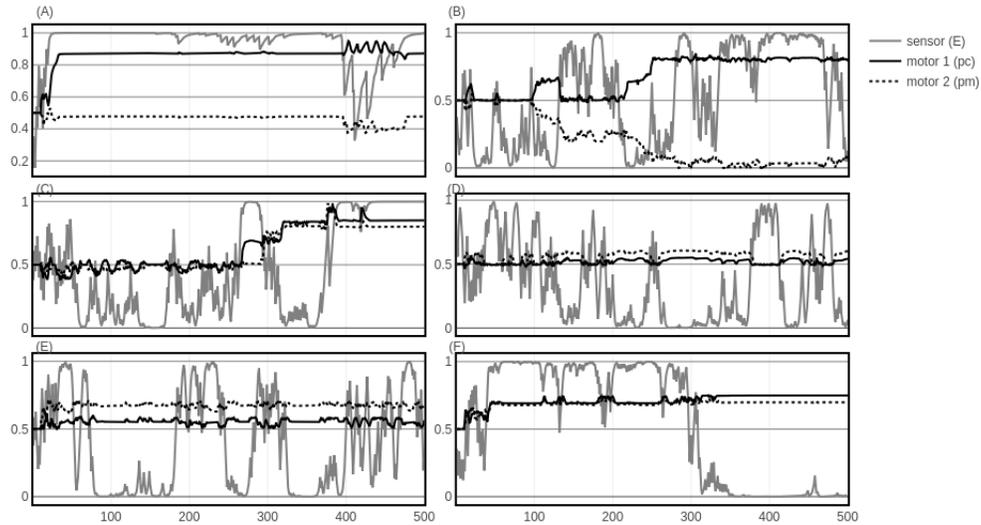


Figura 11: Variables sensorimotoras en el tiempo de agentes con IDSM independiente que sobreviven 500 generaciones. Las variables observadas son la señal energética, la probabilidad de consumo de alimentos y la probabilidad de movimiento. De izquierda a derecha, de arriba hacia abajo, los valores de (p_g, t_{out}) de cada simulación son: A.(0.7, 18), B.(1.0, 33), C.(1.0, 70), D.(0.7, 173), E.(0.8, 120) y F.(1.0, 217)

Combinación de acciones	Agentes supervivientes	Todos los agentes
Comer y moverse	33.33 %	26.38 %
Comer y no moverse	29.20 %	26.32 %
No Comer y moverse	18.23 %	22.26 %
No Comer y no moverse	19.23 %	25.02 %

Cuadro 7: Parámetros utilizados en las simulaciones del sistema de agentes enactivos.

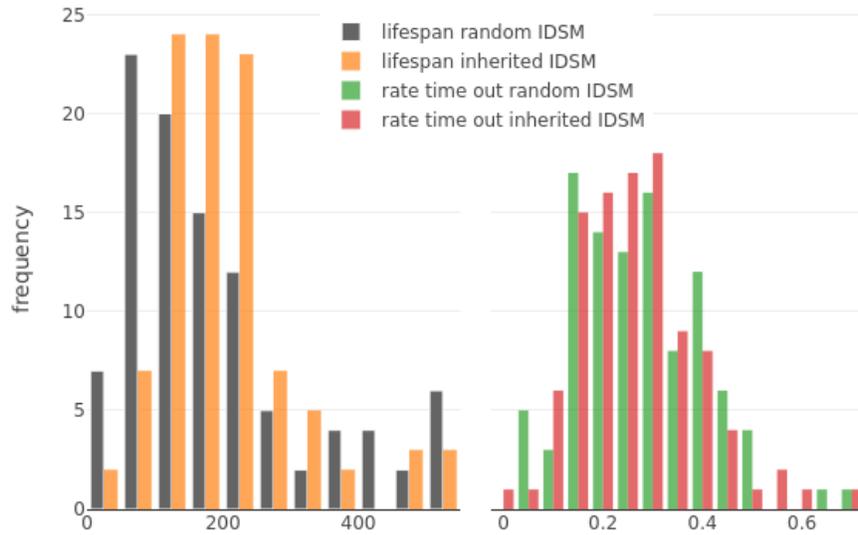


Figura 12: Comparación entre histogramas del tiempo de supervivencia del agente y la tasa de tiempo fuera del rango de equilibrio energético para agentes que inician con una IDS aleatoria contra agentes que heredan la IDS de sus antecesores.

registro efectivo de las contingencias sensorimotoras y servirse de este para mejorar sus expectativas de vida sin tener una representación estricta de una función de utilidad estricta que dicte su comportamiento. Sin embargo, en estos resultados los patrones de comportamiento de los agentes supervivientes no parecen tener rasgos comunes que permitan caracterizarlos.

4.2.2. Agentes con IDS heredada por ancestros.

Cuando los agentes son capaces de transmitir a su descendencia su historia sensorimotora el tiempo promedio de vida de los agentes incrementa (de 188 a 200). Sin embargo, son menos los agentes que superan los 500 pasos temporales. Los cambios relacionados con el tiempo fuera de la rango de energía de equilibrio energético son menores. En la figura 12 se pueden apreciar ambos efectos. El incremento en la tasa de comportamiento homeostático y la esperanza de vida del agente ocurre con los primeros descendientes y se va degradando en las siguientes generaciones hasta ser imperceptible.

La ventaja de la transmisión directa de la memoria sensorimotora parece desgastarse cuando se realiza de manera integral. Esto abre las puertas a la exploración de formas mixtas de transmisión de la memoria sensorimotora a los agentes, donde se mezcle la experiencia de los ancestros con factores que afectan únicamente al agente descendiente, además de considerar algún efecto de mutación.

5. Discusión

Los modelos de agentes considerados en este trabajo exploran dos aspectos de los procesos heurísticos de decisión: La dinámica de heurísticas/acciones una vez que estas están establecidas, y la generación emergente de patrones de comportamiento que tengan rasgos heurísticos.

Los modelos de agentes Consumat tienen comportamientos bien definidos como heurísticos y sus resultados ofrecen evidencia de patrones de distribución de heurísticas y acciones que empatan con fenómenos realistas de las decisiones alimenticias. En primer lugar se establece que una mayor acumulación de reservas energéticas no se traduce necesariamente en una ventaja individual o ecológica. El desempeño de los agentes acumuladores depende de su heurística, de las distribuciones ambientales de recursos energéticos y de la capacidad del agente de percibir estas distribuciones. Para poder observar una ventaja asociada a la acumulación de energía las condiciones ambientales deben presionar al agente de manera que necesite incrementar su límite de acumulación de energía y al mismo tiempo permitirle encontrar energía con que llenar estas reservas. Los escenarios donde encontramos estas condiciones tienen cambios estacionales en la disponibilidad temporal de alimentos de todas las celdas, con una etapa de abundancia seguida de una etapa de escasez. Los rasgos de acumulación de energía se presentan como una ventaja ecológica cuando los agentes cuentan con los medios para evaluar la riqueza energética de sus proximidades y decidir si vale la pena moverse en busca de alimento o es preferible esperar. Las heurísticas determinan la evolución de las poblaciones a través de los ciclos estacionales. La repetición de acciones produce la mayor población promedio en los ciclos finales, donde todas las poblaciones son estables. Sin embargo, la indagación mejora el desempeño poblacional del sistema en los primeros ciclos para después desplomarse. Esto significa que la duración del fenómeno periódico adverso determina cual es el proceso heurístico idóneo.

Los resultados del desempeño de agentes que repiten estrategias de acciones del conjunto $\{S1, \dots, S9\}$ muestran que ante un medioambiente sin cambios en la disponibilidad de recursos, las estrategias con movimiento y percepción activa (S8 y S9) tienen un desempeño igual o mejor que cualquier otra estrategia sobre todo en los valores más bajos de regeneración. Al permitir el cambio de acciones en base a una heurística estática, las poblaciones de agentes S8 y S9 son significativas solamente si heurística empleada no recopila información de otros agentes (repetición y optimización). Las heurísticas que identifican comportamientos de agentes y riqueza en recursos alimenticios (indagación e imitación) generan que las estrategias con una percepción espacial más amplia tengan una mayor probabilidad de ser modificadas. Esto hace que los agentes tipo S8 y S9 disminuyan conforme pasa el tiempo y que al final de las simulaciones su presencia sea mínima. Por esta misma razón, únicamente las poblaciones de agentes que consumen alimentos sin percepción activa (S2 y S6) son altas. Cuando la heurística es la optimización de utilidades las estrategias se encuentran disponibles en todo momento, aunque solamente cuatro tienen una presencia relevante: S2, S6, S8 y S9. Estas cuatro estrategias son suficientes para entender todo el comportamiento de los agentes. El único caso que se sale de esta convención son los agentes con tipo S4 que usan la repetición como heurística y su comportamiento es idéntico al de los agentes tipo S2. En los resultados de agentes que solamente utilizan imitación, indagación u optimización identificamos dos regímenes de los valores de la probabilidad de regeneración: Uno donde la estrategia estática tiene mejor desempeño que cada una de las estrategias con movimiento, que corresponde al rango superior de valores de p_g , y otro donde alguna de las heurísticas con movimiento es la predominante. Podemos interpretar esto como evidencia de que todas estas heurísticas, sin importar su nivel de esfuerzo cognitivo requerido, inducen al agente a recurrir al movimiento como una herramienta de supervivencia para lidiar con la escasez de alimentos.

En los sistemas donde las heurísticas de los agentes son dinámicas los regímenes se mantienen tanto para los agentes que modifican sus reglas de decisión basados únicamente en necesidades existenciales como para los que incorporan necesidades de personalidad y social. Estos resultados confirman la tendencia ecológica de los agentes a moverse para explorar y explotar el medioambiente si la sustitución de alimentos es lenta. También confirman que la sustitución de heurísticas no impide al agente implementar las estrategias con movimiento. Al existir una dinámica de heurísticas en los

agentes se observa que el efecto de la disponibilidad de alimentos en la satisfacción de la necesidad existencial o personal de los agentes es muy similar sin importar cuales necesidades se consideren al momento de actualizar las heurísticas. En cambio, podemos encontrar una disminución de la satisfacción social y un aumento de la incertidumbre en el rango más bajo de la probabilidad de regeneración cuando la dinámica de reglas de decisión incorpora los factores de personalidad y social. El resultado de esta complejidad de necesidades es una población de agentes más insatisfechos y con más incertidumbre. Como resultado de esta tensión la población de agentes es más numerosa y tiene una mayor diversidad en heurísticas y estrategias.

El desempeño de los agentes con necesidades complejas y dinámica de heurísticas resulta menos favorable al contrastarlo con los agentes que únicamente utilizan la optimización como heurística única. Cuando el medioambiente tiene una regeneración inmediata de recursos la población total de agentes optimizadores es hasta 18.45% mayor que la población de agentes con dinámica de heurísticas y necesidades completas. Para valores más bajos de p_g esta diferencia se reduce hasta ser menor al 6% para los valores más bajos de regeneración de recursos. Es decir, en los escenarios de mayor precariedad la optimización apenas genera una ventaja para los agentes. Suponiendo que un proceso de decisión por optimización implicará algún costo cognitivo alto o que simplemente no se pudiera llevar a cabo, el uso de heurísticas dinámicas conducidas por el grupo completo de necesidades parece un modo ecológicamente adecuado para guiar el comportamiento alimenticio.

Los agentes que solo tienen necesidades existenciales no son capaces de sobrevivir los escenarios de escasez y cuando se encuentran en un ambiente con suficientes recursos recurren al comportamiento más sencillo de implementar. La optimización aparece de manera muy discreta que crece un poco cuando hay una disponibilidad total o casi total de alimentos. Podemos decir que estos organismos realizan una toma de decisiones primordialmente heurística. Tal fenómeno se mantiene cuando el conjunto de necesidades es completo, mostrando una mayor diversidad de procesos heurísticos. En este caso podemos incluso observar escenarios donde todos los procesos de toma de decisión están presentes al final de la simulación.

La hipótesis original que estudiamos con los agentes Consumat es contestada parcialmente: Los modelos muestran que los escenarios adversos efectivamente crean condiciones para que los agentes utilicen diversas heurísticas, pero los escenarios con alta disponibilidad de alimentos también generan comportamientos heurísticos. Por tanto el enfoque para evaluar si los efectos heurísticos son permanentes y robustos debe incluir el contraste heurística por heurística y no solamente contra la optimización.

Los modelos de agentes con hábitos sensorimotores generados en este trabajo confirman la utilidad del enfoque enactivo para estudiar la formación de los procesos heurísticos. De una forma muy transparente se puede utilizar el concepto de hábito sensorimotor basado en un medio sensorimotor o IDSM y adaptarlo al ejercicio de una decisión sobre acciones motoras. Los agentes sensorimotores generan comportamientos relacionados con su particular historia de contingencias sensorimotoras sin seguir una función de utilidad preestablecida. El principio de reforzamiento por repetición de los comportamientos es suficiente para crear una diversidad de comportamientos y permitir la selección ecológica de aquellos con el mejor desempeño. Cuando los agentes son capaces de aprovechar la experiencia generada por agentes con más tiempo dentro del sistema existe una mejora en la expectativa de vida general. Sin embargo, esta mejora se va reduciendo generación tras generación, lo que puede atribuirse a la forma íntegra en la que se transmite esta la información de "generación en generación".

Si suponemos que la transmisión de las experiencias de los agentes es solamente uno de muchos componentes de una toma de decisiones compleja podemos hacer uso del concepto de *Conductoma* para construir un nuevo modelo de decisiones sensorimotoras donde se considere el contexto inmediato del agente, aspectos heredados y entornos "culturales". Finalmente, la conexión final entre los dos modelos de este trabajo requiere de una caracterización profunda de las dinámicas de decisión de los agentes sensorimotores. Si bien es posible distinguir algunos de los rasgos de la historia sensorimotora de los agentes, aún es difícil atribuir a tales características las mejoras en el desempeño del agente. Este segundo paso conduciría después a la distinción de comportamientos

que puedan ser equiparados con otros modelos de comportamiento en agentes artificiales, como las heurísticas del modelo Consumat.

6. Conclusiones Generales.

Los procesos de decisión heurísticos tienen características realistas por su implementación inmediata en situaciones de emergencia y por los límites de recursos cognitivos que un tomador de decisiones suele experimentar. Podemos corroborar que en el caso de decisiones relacionadas con el consumo de alimentos, el éxito ecológico de los agentes heurísticos requiere que de la percepción clara de disponibilidad espacial y temporal de alimentos en el medioambiente.

Los modelos de agentes muestran que algunas estrategias son más efectivas para afrontar los escenarios adversos, como por ejemplo la inclusión de movimiento, y que tales estrategias pueden ser identificadas al usar cualquiera de las heurísticas de forma constante o incluso cuando el agente modifica libremente sus heurísticas. Las necesidades del agente juegan un rol primordial: Cuando el conjunto de necesidades complejas que generan una tensión entre sí (como las del modelo Consumat) el desempeño de la población de agentes es comparable al de una población de agentes optimizadores clásicos cuando la disponibilidad de recursos en el sistema es baja.

El modelo de agentes con hábitos sensorimotores basados en un medio sensorimotor o IDSM complementa los resultados de los sistemas agentes con heurísticas definidas. Su utilidad radica en la generación emergente de patrones de decisión que empaten con los la repetición de acciones, la imitación y la indagación. Los agentes con mejor desempeño generan una red de memorias sensorimotoras que afecta su comportamiento. La transmisión simple de la experiencia sensorimotora de un agente a otro se refleja en un aumento en el tiempo de supervivencia del agente. Futuros trabajos deben considerar métodos de transmisión de experiencias que resulten más realistas así como una caracterización más profunda de los patrones de comportamiento sensorimotor que se generan.

Referencias

- [1] A. Tversky and D. Kahneman, "Judgment under uncertainty: Heuristics and biases," *science*, vol. 185, no. 4157, pp. 1124–1131, 1974.
- [2] D. Kahneman and S. Frederick, "Representativeness revisited: Attribute substitution in intuitive judgment," *Heuristics and biases: The psychology of intuitive judgment*, vol. 49, p. 81, 2002.
- [3] D. Kahneman, "A perspective on judgment and choice: mapping bounded rationality.," *American psychologist*, vol. 58, no. 9, p. 697, 2003.
- [4] W. Jager *et al.*, *Modelling consumer behaviour*. Universal Press The Netherlands, 2000.
- [5] W. Jager, M. Janssen, H. De Vries, J. De Greef, and C. Vlek, "Behaviour in commons dilemmas: Homo economicus and homo psychologicus in an ecological-economic model," *Ecological economics*, vol. 35, no. 3, pp. 357–379, 2000.
- [6] W. Jager and M. Janssen, "An updated conceptual framework for integrated modeling of human decision making: The consumat ii," in *paper for workshop complexity in the Real World@ ECCS*, pp. 1–18, 2012.
- [7] X. E. Barandiaran and E. A. Di Paolo, "A genealogical map of the concept of habit," *Frontiers in human neuroscience*, vol. 8, p. 522, 2014.
- [8] M. D. Egbert and X. E. Barandiaran, "Modeling habits as self-sustaining patterns of sensorimotor behavior," *Frontiers in human neuroscience*, vol. 8, p. 590, 2014.
- [9] G. Gigerenzer and W. Gaissmaier, "Heuristic decision making," *Annual review of psychology*, vol. 62, pp. 451–482, 2011.
- [10] G. Gigerenzer, K. Fiedler, and H. Olsson, "Rethinking cognitive biases as environmental consequences.," in *Ecological rationality: Intelligence in the world* (P. M. Todd and G. Gigerenzer, eds.), Oxford University Press, 2012.
- [11] L. Cosmides and J. Tooby, "Better than rational: Evolutionary psychology and the invisible hand," *The American Economic Review*, vol. 84, no. 2, pp. 327–332, 1994.
- [12] V. F. Reyna, "How people make decisions that involve risk: A dual-processes approach," *Current directions in psychological science*, vol. 13, no. 2, pp. 60–66, 2004.
- [13] G. A. Bray, *The Metabolic Syndrome and Obesity*. Totowa NJ: Humana Press, 2007.
- [14] K. M. Flegal, B. I. Graubard, D. F. Williamson, and M. H. Gail, "Excess deaths associated with underweight, overweight, and obesity," *Jama*, vol. 293, no. 15, pp. 1861–1867, 2005.
- [15] K. M. Flegal, B. I. Graubard, D. F. Williamson, and M. H. Gail, "Cause-specific excess deaths associated with underweight, overweight, and obesity," *Jama*, vol. 298, no. 17, pp. 2028–2037, 2007.
- [16] A. Must, J. Spadano, E. H. Coakley, A. E. Field, G. Colditz, and W. H. Dietz, "The disease burden associated with overweight and obesity," *Jama*, vol. 282, no. 16, pp. 1523–1529, 1999.
- [17] World Health Organization, *Obesity and overweight. Fact sheet.*, 2020. (accessed November 10, 2020).
- [18] B. M. Spiegelman and J. S. Flier, "Obesity and the regulation of energy balance," *cell*, vol. 104, no. 4, pp. 531–543, 2001.

- [19] R. M. Evans, G. D. Barish, and Y.-X. Wang, "Ppars and the complex journey to obesity," *Nature medicine*, vol. 10, no. 4, p. 355, 2004.
- [20] N. A. Christakis and J. H. Fowler, "The spread of obesity in a large social network over 32 years," *New England journal of medicine*, vol. 357, no. 4, pp. 370–379, 2007.
- [21] R. A. Hammond, "Peer reviewed: complex systems modeling for obesity research," *Preventing chronic disease*, vol. 6, no. 3, 2009.
- [22] T. T. Huang, A. Drewnowski, S. K. Kumanyika, and T. A. Glass, "A systems-oriented multilevel framework for addressing obesity in the 21st century," *Preventing chronic disease*, vol. 6, no. 3, 2009.
- [23] J. V. Neel, "Diabetes mellitus: a "thrifty" genotype rendered detrimental by "progress"?", *American journal of human genetics*, vol. 14, no. 4, p. 353, 1962.
- [24] R. J. Johnson and P. Andrews, "Fructose, uricase, and the back-to-africa hypothesis," *Evolutionary Anthropology: Issues, News, and Reviews*, vol. 19, no. 6, pp. 250–257, 2010.
- [25] C. R. Stephens, "'Ome" sweet "ome": From the genome to the conductome," *2019-20 MATRIX Annals*, pp. 287–297, 2021.
- [26] D. L. DeAngelis and S. G. Diaz, "Decision-making in agent-based modeling: A current review and future prospectus," *Frontiers in Ecology and Evolution*, vol. 6, p. 237, 2019.
- [27] A. Klabunde and F. Willekens, "Decision-making in agent-based models of migration: state of the art and challenges," *European Journal of Population*, vol. 32, no. 1, pp. 73–97, 2016.
- [28] T. Balke and N. Gilbert, "How do agents make decisions? a survey," *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 17, no. 4, p. 13, 2014.
- [29] W. Jager and M. Janssen, "The need for and development of behaviourally realistic agents," in *International Workshop on Multi-Agent Systems and Agent-Based Simulation*, pp. 36–49, Springer, 2002.
- [30] M. Moglia, A. Podkalicka, and J. McGregor, "An agent-based model of residential energy efficiency adoption," *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 21, no. 3, 2018.
- [31] A. Kangur, W. Jager, R. Verbrugge, and M. Bockarjova, "An agent-based model for diffusion of electric vehicles," *Journal of Environmental Psychology*, vol. 52, pp. 166–182, 2017.
- [32] L. Magnani, "Are heuristics knowledge-enhancing? abduction, models, and fictions in science," in *Heuristic reasoning*, pp. 29–56, Springer, 2015.
- [33] P. R. Cohen and E. A. Feigenbaum, *The handbook of artificial intelligence*, vol. 3. Butterworth-Heinemann, 2014.
- [34] J. McCarthy, "Epistemological problems of artificial intelligence," in *Readings in artificial intelligence*, pp. 459–465, Elsevier, 1981.
- [35] E. Di Paolo, M. Rohde, and H. De Jaegher, "Horizons for the enactive mind: Values, social interaction, and play," in *Enaction: Towards a new paradigm for cognitive science*, MIT Press, 2010.
- [36] J. Stewart, "Foundational issues in enaction as a paradigm for cognitive science: From the origin of life to consciousness and writing," *Enaction: Toward a new paradigm for cognitive science*, pp. 1–31, 2010.
- [37] T. Froese and T. Ziemke, "Enactive artificial intelligence: Investigating the systemic organization of life and mind," *Artificial Intelligence*, vol. 173, no. 3-4, pp. 466–500, 2009.

- [38] P. De Loor, K. Manac'h, and J. Tisseau, "Enaction-based artificial intelligence: Toward co-evolution with humans in the loop," *Minds and Machines*, vol. 19, no. 3, pp. 319–343, 2009.
- [39] M. Egbert and L. Canamero, "Habit-based regulation of essential variables," in *Artificial Life Conference Proceedings 14*, pp. 168–175, MIT Press, 2014.
- [40] T. Buhrmann, E. A. Di Paolo, and X. Barandiaran, "A dynamical systems account of sensorimotor contingencies," *Frontiers in psychology*, vol. 4, p. 285, 2013.
- [41] T. Froese and S. Taguchi, "The problem of meaning in ai and robotics: Still with us after all these years," *Philosophies*, vol. 4, no. 2, p. 14, 2019.
- [42] E. Izquierdo, M. Aguilera, and R. Beer, "Analysis of ultrastability in small dynamical recurrent neural networks," in *Artificial Life Conference Proceedings 13*, pp. 51–58, MIT Press, 2013.
- [43] V. Grimm, U. Berger, F. Bastiansen, S. Eliassen, V. Ginot, J. Giske, J. Goss-Custard, T. Grand, S. K. Heinz, G. Huse, *et al.*, "A standard protocol for describing individual-based and agent-based models," *Ecological modelling*, vol. 198, no. 1-2, pp. 115–126, 2006.
- [44] P. Sharma, M. Diwakar, and N. Lal, "Edge detection using moore neighborhood," *International Journal of Computer Applications*, vol. 61, no. 3, 2013.
- [45] E. Batta and C. Stephens, "Heuristics as decision-making habits of autonomous sensorimotor agents," in *Artificial Life Conference Proceedings*, pp. 72–78, MIT Press, 2019.