



Benemérita Universidad Autónoma de Puebla

FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICO MATEMÁTICAS

Simulación de estrategias de búsqueda en la dinámica de especies forrajeras usando ABM

Tesis presentada para obtener el título de:
Licenciado en Física

Presenta:
Daniel Meza Rodríguez

Asesorado por:
Dr. José Fernando Rojas Rodríguez

Noviembre 2020

Título: Simulación de estrategias de búsqueda en la dinámica de especies forrajeras usando ABM

Estudiante: Daniel Meza Rodríguez.

Jurado

Presidente
Dr. Jacobo Oliveros Oliveros

Secretario
Dr. Jorge Velazquez Castro

Vocal
Dr. M. Rodolfo Palomino Merino

Suplente
Dr. W. Fermín Guerrero Sánchez

Asesor
Dr. José Fernando Rojas Rodríguez

A mis padres y hermanos

Agradecimientos

Agradezco a mis padres y hermanos que siempre me apoyaron en esta etapa, fue todo un sacrificio económico y personal, gracias por su apoyo incondicional a pesar de las adversidades. Este es un logro para toda la familia. Siempre estaré agradecido por la paciencia hacia mis actividades académicas, otorgándome el espacio y tiempo para realizarlas. Espero poder algún día demostrar mi gratitud con cada uno de ustedes.

Gracias al Dr. Fernando que nunca dejó que mi opinión sobre los temas científicos se devaluara sin antes debatir la idea. Por sus consejos y por conducirme en el maravilloso mundo de la ciencia y de la programación. Gracias Rubén por todo lo enseñado y por la amistad dentro y fuera de la universidad. Gracias amigos, de Tulcingo, de Puebla, NY y demás, por su apoyo moral siempre. Gracias a los compañeros y profesores de la FCFM, BUAP. ¡Gracias, a todos muchas gracias!

Índice general

Agradecimientos	II
Resumen	2
1. Introducción	3
1.1. Antecedentes	3
1.2. Modelos basados en agentes	6
1.3. Estrategias de búsqueda y forrajeo	8
1.4. Vuelos de Lévy	10
2. Modelación	11
2.1. Modelación basada en agentes	13
2.1.1. Cualidades y limitantes de un ABM	13
3. ABM (Agents-Based Model)	16
3.1. ABM para simular forrajeo.	16
3.1.1. ABM en Yucatán	16
3.1.2. Software para ABM	17
3.1.3. Modelo propuesto	17
3.2. Algoritmo con habilidades implementadas	22
4. Resultados	26
4.1. Distancia recorrida y recursos recolectados (No movimiento Levy)	26
4.1.1. Distancia recorrida	26
4.1.2. Recursos recolectados	31
4.1.3. Comparación	36
4.2. ABM con Movimiento Levy	37

4.3. Acerca del software de simulación	41
Glosario	45
Siglas	48
A. Librerías Larray y Lgraphicarray	49
Bibliografía	53

Resumen

La descripción de las **trayectorias** del comportamiento animal, es un problema abierto, ya que es difícil establecer una relación de conducta. Existen diversas teorías para tratar de describir las estrategias de búsqueda que estos utilizan, y que interpreten algunos datos experimentales de este tipo. Nuestro objetivo es describir tareas de forrajeo para encontrar las habilidades óptimas para este fin, además de identificar los parámetros sensibles e importantes del sistema para lograr una optimización. Presentamos una simulación computacional de estrategias de **forrajeo** usando un **modelo** basado en **agentes** (Agent-based model (ABM)) con cualidades propias de algunos modelos usados para diferentes estudios como las **caminatas** y **vuelo de Levy**, movimiento browniano, etc. Hemos agregado algunas cualidades que han generado optimización en otros trabajos, que consideramos útiles para el desempeño forrajero (o de búsqueda o recuperación), como la comunicación con cierto radio de alcance, autonomía de los agentes que cuentan con memorias individuales, que además tiene la capacidad de compartir con el colectivo cercano, generando una herramienta para el estudio descriptivo de modelos futuros que requieran describir los elementos o **parámetros** que involucramos en este trabajo.

Palabras clave: ABMs, agentes, forrajeo, Lévy, caminatas, estrategias de búsqueda.

Capítulo 1

Introducción

1.1. Antecedentes

La pregunta de ¿cómo se mueven los organismos y por qué? no ha sido respondida completamente; los animales se mueven por la necesidad de alimento y reproducción, e incluso por escapar de sus depredadores. Además, sus movimientos pueden depender de muchos factores como clima, temperatura, feromonas o densidad local de otras especies o recursos, entre otros. Es un tema difícil de describir cualitativamente, sin embargo, se cuenta con datos que describen estadísticamente trayectorias y acciones de algunas especies.

Esta información ha generado la tendencia para describir qué factores determinan la forma y propiedades estadísticas de estas trayectorias, motivo por el cual, desde el año 2009 ha adquirido un fuerte interés por los físicos[7].

La hipótesis inicial del mecanismo natural que dirige los organismos a maximizar su energía (o minimizar su consumo) en función a lo que obtiene, es conocida como teoría de forrajeo óptimo [13, 14]. Sin embargo, las pruebas mostraron que los animales no siempre contaban con esta optimización en el proceso de forrajeo, esto causó un desinterés por esta teoría. No obstante, para los años 90s, la teoría de forrajeo óptimo había sido influenciada por ideas y métodos de la Física Estadística [7] y después por la ciencia no lineal y los Sistemas Complejos de modo que, con los avances tecnológicos actuales hicieron posible un nuevo enfoque interdisciplinario que permitió reducir los

parámetros del problema y hacer pruebas con mayor facilidad.

En el contexto del problema de forrajeo, la pregunta se refiere a si diversos organismos en una variedad de entornos se mueven de manera similar. La caminata aleatoria más conocida es el movimiento Browniano, que por mucho tiempo, se asumió que describía la difusión de organismos biológicos asociada al teorema del límite central. Algunas bacterias podían ser descritas por este movimiento aleatorio, sin embargo, muchas otras no. Por otro lado, las distribuciones de cola gruesa con kernel disperso describen mucho mejor esos desplazamientos y muchos otros fenómenos fuera de equilibrio y/o que presentan procesos de retroalimentación (o *feedback*) positiva o negativa. En este contexto, las caminatas o vuelos de Lévy juegan un papel importante en el estudio del forrajeo [7]. La **distribución de cola gruesa** de distancias dispersas, involucra movimientos largos que no parecen seguir la característica de una distribución normal con dispersión más corta [15]. Se ha demostrado que la distribución estable más general es la de Lévy siendo la gaussiana un caso particular.

Todos los procesos de poblaciones ecológicas involucran decisiones: cuándo y hacia dónde moverse, cuándo y qué comer, y si luchar o huir ante peligros o predadores. Sin embargo, las decisiones y los principios subyacentes de la toma de decisiones han sido difíciles de integrar en los modelos clásicos de ecología a nivel de población. Ciertamente, existe un largo historial de modelación de comportamiento individual de búsqueda, selección de dieta, o conflicto en la dinámica de interacciones sociales. Cuando a todos los individuos se les dan ciertas reglas simples para gobernar sus procesos de toma de decisiones, los modelos resultantes a nivel de población han dado importantes generalizaciones y teorías. Pero también se reconoce que tales modelos no representan la forma en que los individuos reales deciden sobre las acciones. Los factores que influyen en una decisión incluyen el entorno del organismo con sus recompensas y riesgos dinámicos, el complejo estado interno del organismo y su conocimiento imperfecto del entorno. En el caso de los animales, también puede implicar factores sociales complejos, experiencia y aprendizaje, que varían entre los individuos. La forma en que influyen y afectan todos los factores para llevar a decisiones es un área importante de la teoría del comportamiento.

Si bien el modelo clásico a nivel de población tiene una capacidad limita-

da para integrar la toma de decisiones en su complejidad real, el desarrollo de modelos basados en agentes o agentes individuales (IBM / ABM, por sus siglas en inglés) ha abierto la posibilidad de describir la forma en que se toman las decisiones y sus efectos en minucioso detalle. Con los años, estos modelos han aumentado en tamaño y complejidad. Los ABM actuales pueden simular miles de individuos en entornos realistas y con una fisiología interna muy detallada, percepción y capacidad para procesar las percepciones y tomar decisiones basadas en ellas y sus estados internos. La implementación de la toma de decisiones en los ABM varía desde bastante simple hasta altamente compleja: el proceso de un agente que decide una acción puede ocurrir mediante el uso de reglas lógicas y simples (if-then), composición de condicionantes -como en el caso de la teoría de juegos- y otras estrategias implementadas, por ejemplo, para redes neuronales más sofisticadas y algoritmos genéticos [16].

Además, DeAngelis menciona que el uso de ABM en el modelado del comportamiento de búsqueda de alimento cambia el énfasis de la predicción de la actitud del individuo en función de sus decisiones a la predicción de patrones temporales y espaciales formados por grandes colecciones de individuos que compiten-cooperan para la obtención de recursos. Una característica común, aunque no universal, de los ABM es que se basan en observaciones de poblaciones reales en ubicaciones reales. Por lo tanto, los supuestos incorporados en los modelos constituyen hipótesis que pueden ser probadas contra datos observacionales [16] de la misma manera que ocurre con una gran cantidad de sistemas complejos: los modelos no se construyen a partir de una teoría, sino a partir de los eventos reales y aplicando las técnicas formales que ofrece la matemática y las metodologías de la Física.

Los *agentes* son, en realidad, la versión más elaborada del concepto de partícula inerte que es base de, prácticamente, toda la ciencia física. Parte de la elaboración del concepto, por ejemplo, lo son las partículas autoimpulsadas, que tienen su reflejo en vesículas que se perturban con luz y, al romper su envoltura se autoimpulsan. Este tipo de partículas facilitan la modelación de problemas de tráfico terrestre o aéreo, pero también, extendiendo la idea, la de la movilidad celular por quimiotaxis, gradientes de presión o tóxicos. Otro ejemplo pueden ser las partículas cuyo estado tiene diferentes atributos (que pueden ser puramente físicos como la carga eléctrica o el volumen, o bien de actitud o capacidades como memoria o resiliencia) que pueden ser altera-

dos de diferentes maneras por el entorno -que incluye a partículas vecinas- modificando así el vector de estado de cada una de las partículas o agentes generando, a su vez, transiciones de fase o comportamientos diferenciados en el sistema colectivo. O, yendo más lejos, por la *decisión* de cambiar [4],[5],[6].

Aprovechando todos los argumentos anteriores planteamos la simulación de un sistema multi-agente en un ambiente virtual para simular el movimiento y la recolección de recursos. La técnica conveniente para este estudio es un modelo basado en agentes (ABM), otorgando capacidades al sistema como movimiento browniano, caminatas de Levy, memoria individual, intercambio de información entre agentes, interacción con el ambiente, entre otros. Para entender la simulación de búsqueda de recursos es necesario definir previamente algunos conceptos, como estrategia de búsqueda, forrajeo, etc., así como los conceptos relacionados a un modelo de agentes.

1.2. Modelos basados en agentes

Según BenDor, un modelo de agentes o ABM (Agent-Based Model), es un estudio computacional de agentes autónomos que son capaces de interactuar con otros y con su ambiente, de acuerdo a sus reglas de comportamiento [8]. Wilenski los define como un modelo computacional que nos permite describir cómo se comportan los agentes. La metodología de ABM contiene la información del comportamiento individual de cada agente en reglas simples y podemos obtener el resultado colectivo de sus interacciones [9]. Para Railsback, ABMs son modelos donde los individuos o agentes se describen como entidades autónomas que usualmente interactúan con otros y con su ambiente local [10]. Incluso, Taylor lo resume en 4 aspectos importantes como son [11] :

- Un conjunto de agentes autónomos.
- Un conjunto de relaciones entre los agentes.
- Un ambiente.
- Un sistema que contenga a los anteriores.

Para definir completamente un modelo de agentes, se requiere la definición de agente, interacción y ambiente. De acuerdo con BenDor, un agente es cualquier entidad que es capaz de actuar según su propio conjunto de reglas y objetivos [8]. Wilenski lo define como un elemento autónomo individual en una simulación computacional, que tiene propiedades, estados y comportamientos [9]. Según Railsback, un agente es cualquier entidad que busca una meta, usualmente diferentes a otros agentes, que interactúa localmente con sus vecinos y además es autónomo, lo que implica que actúa independiente a otros para alcanzar sus propias metas [10]. Para Taylor, un agente es autónomo, autodirigido y puede funcionar independientemente de otros agentes y su ambiente. Un agente tiene clara sus fronteras con él mismo, otros agentes y el ambiente [11].

Las interacciones son relaciones de un agente con otro y con su ambiente. Estas se definen por un conjunto de reglas, simples o complejas, deterministas o no, que apuntan a los efectos sobre los atributos y/o las acciones del agente debidas a la presencia de otros o de condiciones en el entorno. Obviamente estas interacciones pueden ajustar el comportamiento de unos agentes llevándolos a cierto estado individual -no necesariamente a todos- que se traduce en acciones de los mismos y al final en o de su ambiente [10]. Las interacciones con otro agente pueden incluir un intercambio de información. Estas interacciones pueden cambiar en el tiempo, modificando el comportamiento del agente en un espacio y tiempo dado. Este proceso genera una actualización de estado individual o acciones adicionales [9]. Estas reglas internas pueden incluir habilidades del agente tales como, aprendizaje, adaptabilidad y reacción según sus interacciones con los agentes y su ambiente [8].

En un modelo de agentes, el ambiente es un entorno en el que ellos interactúan y puede ser geométrico (espacial), basado en alguna red o extraído de datos reales [9]. En el caso de una red o grafo para modelar, por ejemplo, comportamiento social, los nodos de la red pueden representar individuos o grupos con atributos como los mencionados y acciones determinadas tales como transmitir información, crear o destruir vínculos, etc. En este caso cada nodo de la red o grafo es un agente y los vínculos pueden ser relaciones de intercambio, de amistad u otros. Usualmente, el ambiente se usa para proveer información espacial de la posición de un agente respecto de los otros. Esto puede influir en la dinámica del sistema, si se requiere rastrear a los agentes y su desplazamiento a través del ambiente, hay que definir contadores de

espacio, o cantidad de visitas, etc. [12].

1.3. Estrategias de búsqueda y forrajeo

El forrajeo consiste en buscar y recolectar objetos en un ambiente y moverlos o transportarlos a puntos de almacenamiento. Ostergaard define el forrajeo como una tarea en dos pasos conocida como buscar y regresar (searching and homing), donde los **robots** (agentes) tienen que encontrar lo más rápido posible objetos en el ambiente y entregarlos en un lugar definido [19]. Mientras que Winfield define el forrajeo con una máquina de 4 estados: buscar, tomar, regresar y depositar (searching, grabbing, homing and depositing), muchas variaciones pueden derivarse de este punto de vista básico para definir algunos casos especiales como por ejemplo intercambios con límite de energía (costo por intercambio) [18].

Sin embargo, Zedadra dice que la mayor parte de la literatura sobre forrajeo considera las tareas de buscar y regresar, ya que las otras dos están más enfocadas al diseño de un robot. Como la escalabilidad es un factor importante en las aplicaciones actuales, sugieren que la cooperación (más que la comunicación) es un factor importante a considerar en la concepción de un sistema forrajero. Por lo tanto, define el forrajeo como un conjunto de dos tareas, buscar y regresar (searching and homing), considerando comunicación [17]:

- **Robots buscadores (Searching robots):** Inspeccionan en el espacio de búsqueda la existencia de objetivos (recursos, comida, etc.). Si bien la caminata aleatoria es la estrategia de búsqueda más adoptada en entornos desconocidos, se pueden usar varias otras estrategias de búsqueda de acuerdo con la estructura del entorno y la cantidad de información proporcionada a los robots.
- **Robots recolectores (Homing robots):** Regresan a depositar los objetivos recolectados al depósito definido usando la información previa y/o usando sus habilidades sensoriales, siguiendo algún rastro o incluso una brújula.
- **Comunicación:** La cooperación entre robots, ya sea en la búsqueda o en las recolección, puede mejorar el rendimiento del grupo al acelerar la

búsqueda cuando se evitan las regiones ya visitadas o en la búsqueda al explotar juntos los alimentos encontrados. En varios otros problemas, la cooperación se puede lograr sin comunicación, como en Feinerman [20]. Sin embargo, la rutina de comunicación es necesaria para compartir y recibir información entre agentes en el enjambre directamente a través de la transmisión de mensajes o indirectamente a través del entorno.

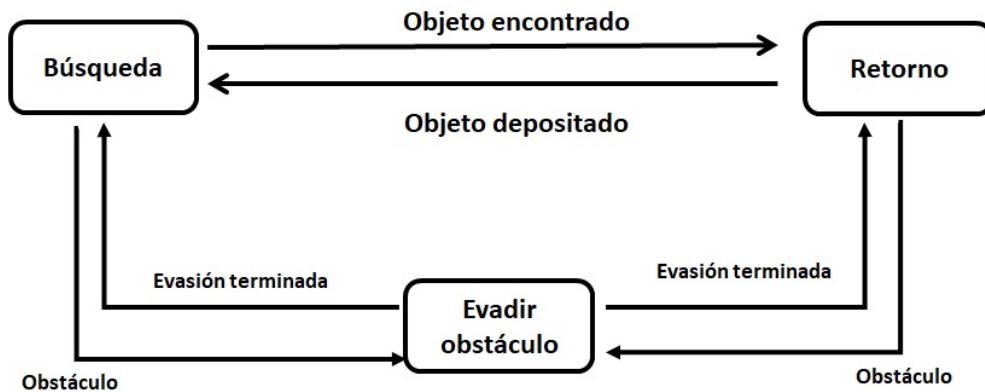


Figura 1.1: Máquina de estado finito de un robot forrajero

Zedadra presenta en su trabajo la maquina de estado finito (Finite state machine (FSM)) de un robot forrajero que se muestra en la Fig 1.1. En su modelo, todos los agentes inician desde un estado default de búsqueda. Se mueven en el ambiente (aleatoriamente o usando una estrategia más compleja) usando sus habilidades sensoriales para ubicar los objetivos. Una vez identificados los objetivos, se posicionan en ellos y cambian su estado interno a recolección, donde recolectan una cantidad limitada del objetivo o recurso y regresan al depósito. Cuando llegan a su depósito, almacenan su porción recolectada y regresan a la búsqueda. Los agentes experimentan un estado de evasión de obstáculos cada que se encuentran con alguna barrera u obstáculo. El forrajeo termina cuando todos los objetivos o recursos son recolectados y almacenados [17].

1.4. Vuelos de Lévy

Es una pregunta abierta el cómo los animales encuentran alimento en entornos naturales dinámicos donde poseen poco o ningún conocimiento de dónde se encuentran los recursos. La teoría de la búsqueda de recursos predice que, en entornos con recursos escasamente distribuidos, donde el conocimiento de los buscadores sobre las ubicaciones de los recursos es incompleto, los movimientos de vuelo de Lévy optimizan el éxito de las búsquedas aleatorias. Sin embargo, el supuesto éxito del forrajeo de Lévy se ha demostrado solo en simulaciones de modelos. Humphries utilizó el seguimiento a través de (Global Positioning System (GPS)) de alta resolución temporal de albatros errantes (*Diomedea exulans*) y albatros de ceja negra (*Thalassarche melanophrys*) con registro simultáneo de capturas de presas, para mostrar que ambas especies exhiben patrones de movimiento Lévy y Browniano. Encontraron que las masas de presas totales capturadas por albatros errantes durante los movimientos de Lévy superan los requerimientos diarios de energía en casi cuatro veces, y se acercaron a los rendimientos de los movimientos brownianos en otros hábitats. Estos resultados, junto al reanálisis de datos de albatros publicados anteriormente, anulan la noción de que los albatros no exhiben patrones de **Distribución Lévy** durante la búsqueda de alimento y demuestran que los vuelos de depredadores de Lévy en entornos naturales dinámicos presentan una estrategia alternativa beneficiosa para comportamientos simples, espacialmente intensivos. Estos hallazgos agregan apoyo a la posibilidad de que el vuelo biológico de Lévy haya evolucionado naturalmente como una estrategia de búsqueda en respuesta a la escasez de recursos y la escasa información [24].

En el capítulo 1 damos una ligera introducción para contextualizar al lector con los conceptos importantes del tema. En el capítulo 2 damos argumentos del porqué usar la técnica de modelación basada en agentes (Agent-based model (ABM)) para forrajeo. En el capítulo 3 describimos nuestra propuesta de modelo de agente a simular una tarea de forrajeo. Finalmente, en el capítulo 4 mostramos resultados de la simulación, en secuencia de como se fueron implementando las habilidades de los agentes.

Capítulo 2

Modelación

La importancia de los modelos basados en agentes para entender fenómenos de forrajeo en organismos es considerable, ya que ayuda a responder la cuestión descriptiva en sentido cualitativo y cuantitativo. Muchas de las mediciones y resultados de estos modelos son resultados de propiedades emergentes.

Es decir, las propiedades emergentes no están declaradas ni previstas en la simulación, sino que son resultado de las interacciones de los agentes entre el ambiente y otros agentes. Estas reglas simples de movimiento o comportamiento generan propiedades colectivas, que generalmente son propiedades relacionadas con dinámicas no lineales.

Para pensar en modelación es necesario definir el término *modelo*, para este trabajo usaremos la definición de Hacking. Un modelo es una representación abstracta, conceptual, gráfica o visual, de sistemas o procesos a fin de analizar, describir, explicar, simular (en general, explorar, controlar y predecir) esos fenómenos o procesos (vea Fig 2.1). Un modelo permite determinar un resultado final a partir de unos datos de entrada [28].

En Física, así como en otras disciplinas, construimos y usamos modelos para resolver problemas o responder preguntas sobre ciertos sistemas, ya que generalmente, se requiere entender como funcionan las cosas, explicar los patrones que se observan o tratar de predecir su respuesta ante algún cambio. Existen muchas formas de representar un sistema real para su estudio, sin embargo, ¿cómo podemos saber que aspectos del sistema real se deben

incluir en el modelo, y cuáles ignorar?. Para responder a esta pregunta es crucial la decisión del tipo de modelo. Se considera buscar un tipo de modelo apropiado para estudiar la característica de interés del modelo y despreciar algunos aspectos irrelevantes que no se relacionen con el objetivo. Debido a la cantidad de aspectos que los modelos científicos involucran, estos se vuelven muy complejos, por ello se dificulta la descripción matemática analítica. Una alternativa ante esta problemática, es describir los elementos individuales que conforman el sistema y sus interacciones, y no describir aspectos globales del sistema. Esta alternativa se conoce como modelación basada en agentes (ABM)[10].

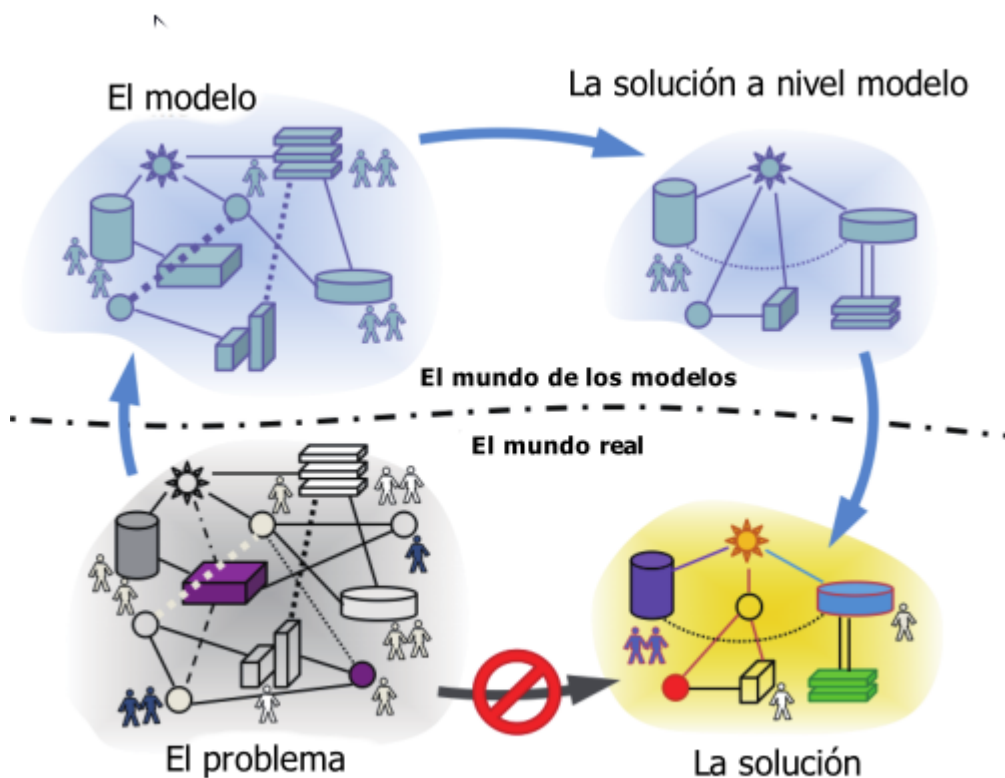


Figura 2.1: Ejemplo del proceso de modelación[35].

2.1. Modelación basada en agentes

ABM es una técnica de modelación que describe a los individuos o agentes como entidades individuales, únicas y autónomas, que interactúan localmente con otros (agentes) y con su ambiente. Estos agentes pueden ser organismos, humanos, negocios, instituciones y cualquier otra entidad que persiga una meta específica. En general, la unicidad de los agentes permite que estos sean heterogéneos entre sí, diferenciándose de otros agentes en sus características y habilidades. La localidad de su interacción permite que se comuniquen con ciertos agentes, en ciertas condiciones (espaciales o temporales). La autonomía de los agentes permite que cada uno persiga su meta sin importar el desarrollo de otros. Además los agentes tienden a tener habilidades sensoriales que les permiten adaptar su comportamiento a las condiciones locales del ambiente o del mismo agente. Este último punto, genera una propiedad de interés, se le denomina emergencia y no es algo construido o diseñado en el modelo, sino una propiedad eventual generada por la dinámica del sistema.

2.1.1. Cualidades y limitantes de un ABM

1. Cualidades [33]

a) **Fenómeno de emergencia.**

El fenómeno de emergencia resulta de las interacciones de las entidades del sistema. El sistema puede mostrar propiedades que no estén definidas en las partes que lo conforman. Una vez definidas las características de un agente y sus interacciones, el fenómeno de emergencia es difícil de predecir.

b) **Descripción natural.**

Los ABMs tienen la facultad de describir movimientos y habilidades de los agentes, que en una ecuación diferencial difícilmente se podría expresar. Por ejemplo, mover un agente en línea recta. Es un tipo de descripción natural y más cercana a la realidad.

c) **Flexibilidad.**

Es fácil agregar cualidades a los agentes y sus interacciones, e incluso agregar más agentes al sistema. Así como mejorar o aumentar las capacidades y habilidades de sus agentes (aprendizaje, movimiento, evolución, cooperación, etc). También es flexible en

los niveles de simulación, ya que pueden existir subgrupos de agentes, interacciones, ambientes.

d) **Costo - beneficio y ahorro de tiempo.**

Es una efectiva herramienta para reproducir y analizar una amplia variedad de problemas complejos, difíciles de estudiar con otros métodos tradicionales que podrían ser más caros o incompatibles. Por otro lado, en este contexto computacional el costo de investigación va a ser mucho menor que los enfoques tradicionales de investigación. Además las computadoras pueden implementar procesos de simulación complejos en cuestión de minutos.

2. Limitantes[32]

a) **Validación del modelo: comparando experimentos.**

Usualmente la salida de un ABM es un conjunto de agentes/objetos que contienen información espacial o de estados del sistema. Esta información frecuentemente está en unidades adimensionales que no representan una escala real de unidades. Tampoco son comparables directamente con estudios de campo. Sin embargo, estos objetos de salida pueden ser analizados con otras técnicas como análisis de imágenes, análisis de redes, etc. Estas técnicas permiten visualizar la información para un mejor estudio.

b) **Ajuste de parámetros.**

En algunos casos los valores críticos de los parámetros de interés son obtenidos mediante información experimental, siempre que sea independientes de otros parámetros, cuando son interdependientes se ajustan simultáneamente. Sin embargo, la naturaleza estocástica de los ABMs y el fenómeno de emergencia generan una alta sensibilidad en los parámetros. En consecuencia, una estimación requiere de un gran número de iteraciones para cada conjunto de parámetros, que tienen un alto costo computacional.

c) **Preguntas inversas.**

Este tipo de modelo muestra información del comportamiento del sistema, pero es difícil describir matemáticamente este sistema, sólo se tiene información de los agentes y sus interacciones. Además es complicado encontrar una expresión matemática que nos genere una relación inversa en el estudio.

Por lo tanto, según la definición de forrajeo de la sección 1.3, las características de este modelo son viables para el estudio de tareas de forrajeo y sus trayectorias para optimización en la obtención de recursos.

Capítulo 3

ABM (Agents-Based Model)

3.1. ABM para simular forrajeo.

3.1.1. ABM en Yucatán

En 2006, Boyer [2] publica un estudio referente a una base de datos publicada por Ramos [3], donde se tiene información de una región de Yucatán sobre la especie de mono araña que habita en esa zona de México.

De este modo, Boyer plantea junto a sus colegas, un modelo basado en agentes con cualidades que puedan reproducir las distribuciones de datos recolectados anteriormente. Para ajustar el modelo descriptivo a un modelo predictivo. El modelo cuenta con algunas propiedades como las siguientes:

1. Se considera un agente inicialmente ubicado en el centro del ambiente.
2. El agente conoce el tamaño y ubicación de los recursos.
3. El agente en la posición i -ésima va a moverse en línea recta a la posición j -ésima donde hay alimento. En la simulación la posición j se elige de modo que el cociente de

$$\frac{l_{ij}}{k_j} \tag{3.1}$$

sea mínimo comparado con todos los posibles objetivos j en el sistema, donde l_{ij} es la distancia entre las posiciones i y j y k_j es el tamaño del recurso en la posición j . El criterio de optimización es que el cociente

sea mínimo con respecto a las demás posiciones de los recursos: menor gasto en traslado y mayor beneficio en recursos.

4. El agente no elige un lugar ya visitado, ya que asume que, al estar visitado, no hay recursos en esa posición.

De acuerdo a la regla 3, un valor k muy grande puede ser elegido por el agente incluso si no hay monos cerca de su posición. El cociente 3.1 representa una proporción entre costo y ganancia al desplazarse. En el modelo, se asume una restricción a la regla 2, ya que cada agente solo conoce un subconjunto de las posiciones y tamaños de los recursos. Esos recursos conocidos continúan variando su tamaño de acuerdo a la distribución elegida. Sin embargo, hace falta recalcar que sin importar que el ambiente sea aleatorio, con una posición dada para los agentes, e incluso cuando la trayectoria sea complicada, no es aleatoria sino determinista y sigue un criterio de optimización.

3.1.2. Software para ABM

Actualmente, existen herramientas de software para el trabajo científico para casi cualquier rama de las ciencias. En el mundo de ABM, el software con mayor difusión se llama **NetLogo**. Muchos científicos utilizan este software para simular modelos de agentes con herramientas especialmente dirigidas a los parámetros de interés. Sin embargo, muchas herramientas de este software, no siempre son suficientes para los intereses de todos. Además, no cuentan con facilidad de adecuación o ajustes adicionales.

Por ello, en este trabajo, la simulación no se realizó bajo NetLogo, sino en el lenguaje **Python 3.6**, ya que la intención era realizar un simulador que brinde las características y funciones que el software existente no siempre contiene. Además de que Python es un lenguaje abierto, gratuito y es accesible para muchas más personas.

3.1.3. Modelo propuesto

Proponemos un modelo basado en agentes para simular la dinámica de difusión de forrajeo animal. Este modelo busca describir las trayectorias experimentales de un sistema dado. Se implementó un sistema de agentes escrito en lenguaje Python 3.6 con los agentes, interacciones y ambiente necesario para reproducir las condiciones de un sistema forrajero. El sistema cuenta con

los elementos esenciales de un ABM, un ambiente, agentes e interacciones. Las partes que conjuntan este sistema se definen como:

Ambiente

Las propiedades del ambiente son:

1. Mapa bidimensional de tamaño $n \times n$
 - a) Un mapa para los recursos
 - b) Un mapa de los agentes
 - c) 1 es la unidad mínima de distancia. Cada espacio de 1×1 es una casilla. Es decir, cada mapa cuenta con n^2 casillas. con una frontera dura, es decir, se considera vacía (ó visitada para el caso de memoria individual) en los bordes.

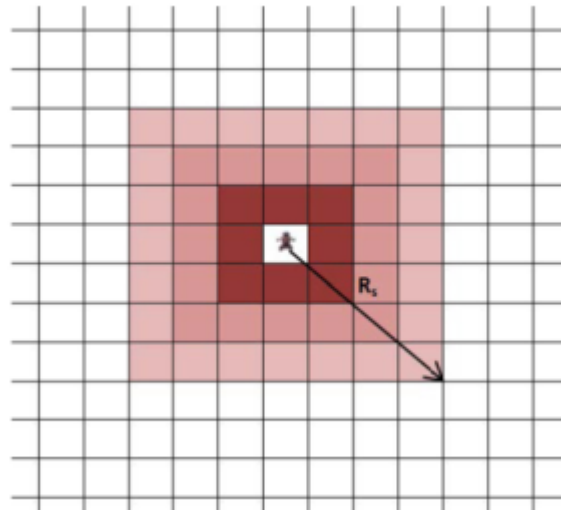


Figura 3.1: Ejemplo de la malla (ambiente), un agente ubicado.[36].

2. Distribución de recursos

- a) Aleatoria: Se posicionan aleatoriamente marcadores de recursos para indicar su existencia o ausencia.

- b) Regular: Se posicionan marcadores de recursos para indicar su existencia o ausencia, en una distribución en líneas, con separación ajustable, simulando una parcela.
3. Densidad de recursos y número de agente
 - a) Sin importar la distribución se ajusta la densidad inicial del recurso
 - b) Se asigna una posición inicial aleatoria a cada agente. Se consideran N agentes (autónomos).
 4. Dinámica de los recursos
 - a) Los recursos son inmóviles
 - b) Los recursos no se regeneran
 5. Frontera dura
 - a) La malla (mapa) tiene un limite (informático) que evita que el agente salga del ambiente.
 - b) Esta frontera sirve para posicionar al agente en el mapa de agentes y el mapa individual.

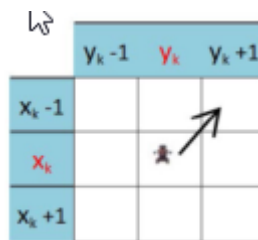


Figura 3.2: Ejemplo de la frontera de la malla (mapa) y posición del agente[36].

Agente

Las habilidades del agente son:

1. Objetivo

- a) Recolectar la mayor cantidad de recursos, visitando lo no visitado. Obteniendo la mayor cantidad de recursos recolectados, en el menor tiempo o menor distancia recorrida.

2. Movimiento aleatorio

- a) El agente se mueve aleatoriamente mientras tenga alguna posición vecina sin visitar

3. Movimiento Selectivo (Vecinos)

- a) Teniendo 8 posiciones vecinas, decide moverse entre las no visitadas. Un lugar visitado, no tiene recursos

4. Movimiento Levy

- a) El agente puede dar pasos largos pero finitos definidos por un alcance físico del agente, al encontrarse en una posición sin lugares no visitados.
- b) El movimiento Levy se considera instantáneo, no existe un retardo de su desplazamiento.
- c) Los desplazamientos en este movimiento, son a lugares no visitados y dentro del alcance.

5. Sensor de proximidad

- a) Al estar ocupadas sus posiciones vecinas por otros agentes, permanece inmóvil

6. Memoria individual

- a) Cada agente cuenta con una memoria individual, la cual es una copia del mapa original, solo en tamaño. No cuenta con información de los recursos ni de los agentes. Solo tiene memoria de los lugares ya visitados.

7. Contadores y registros

- a) Contador de distancia recorrida: Caminata total por agente.
- b) Contador de recursos recolectados: Monto de recolección.

- c) Contador de medida de paso: Cuantos pasos de cada distancia realizó.
- d) Registro de posiciones: Posiciones en el plano del mapa.
- e) Registro de interacciones y número de interacciones: Con que agente interactuó y cuantas veces.

Interracciones

Las interacciones entre agentes y ambiente son:

1. Comunicación

- a) Existe un alcance de comunicación (modulable), sí algún otro agente se encuentra dentro de ese alcance, ambos agentes comparten memorias individuales.
- b) La comunicación es local y temporal. Un agente no permanece conectado al mismo agente, si alguno sale del alcance.

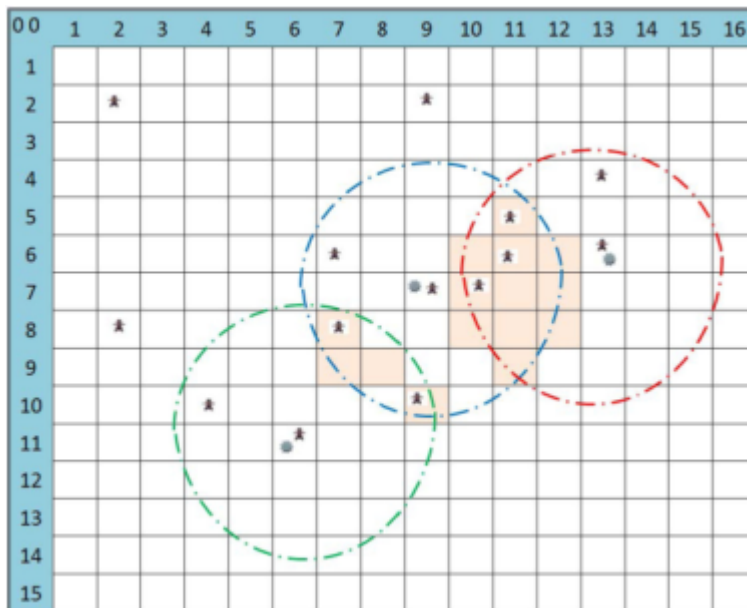


Figura 3.3: Ejemplo del proceso de comunicación entre agentes[36].

2. Recolección

- a) Sí un agente se posiciona en un marcador de recurso, lo cambia a vacío en el mapa de recursos
- b) Los agentes no visitan posiciones ya visitadas por otros agentes después de compartir memorias individuales.

3. Tiempo:

El tiempo es una unidad de conteo, cada movimiento es una unidad de tiempo, cada reposo es una unidad de tiempo, sin embargo, la comunicación y la recolección son instantáneas.

Con este modelo, esperamos describir trayectorias de organismos, en especial animales, siempre que las propiedades del modelo se ajusten a las capacidades del sistema real. Es decir, que el perfil del agente y sus interacciones, cumplan con un gran número de atributos del individuo real para disminuir el error de descripción o predicción.

3.2. Algoritmo con habilidades implementadas

Para realizar esta simulación, se usó el lenguaje Python 3.6 por ser un lenguaje orientado a objetos. Además se utilizaron 2 librerías del Dr.J Fernando Rojas Rodriguez llamadas Larray (versión 4) y Lgraphicarray (versión 4.5) con el único fin de apoyar la visualización de la dinámica de los agentes. La simulación consiste en ajustar los parámetros iniciales que muestra la figura 3.4. Como el tamaño del ambiente, la densidad de recursos, número de agentes, alcance comunicación y el tiempo de simulación (iteraciones).

```

from Lgraphicarray45 import * #Importamos las librerias necesarias
from Larray4 import *
import time
import numpy as np

# Parametros
n = 150
L = (n + 2, n + 2) # tamaño de la malla
den = 0. # densidad de recursos
N = 5 # numero de agentes
r = 1 # radio de comunicacion, 1 es a 8 vecinos, 2 a 24 vecinos
D=r*(np.sqrt(2))#distancia del radio de comunicacion
pasos=[]
tiempos=1000

```

Figura 3.4: Importar librerias y ajustar parámetros iniciales

Después de esto, una función crea los mapas necesarios para la simulación, el mapa general donde están todos los agentes, una colección de mapas que contiene los mapas individuales de cada agente, un mapa de recursos. Asignando una posición inicial aleatoria para cada agente y recurso. Estas posiciones cambian con cada simulación.

Una cualidad del agente es el movimiento, para ello en la figura 3.5, se muestra la función que mueve a cada agente tomando la decisión de realizar un vuelo de Levy, movimiento browniano o permanecer inmóvil.

La función de movimiento Levy se asigna al estar en una zona de lugares próximos ya visitados y ninguno a visitar. Se da un paso largo de alcance finito, considerado instantáneo en esta simulación, para llegar a lugares no visitados con el fin de encontrar recursos. Existen varios aspectos que deben cumplirse para realizar este movimiento. En la figura 3.6 podemos ver esta función de movimiento, así como la función de comunicación que permite a los agentes comunicarse entre sí con un alcance finito y modulable.

```

97 def mov(i, mapaRec, listaPos, mapaAg, mapaIn, positions, recursos): # Funcion de movimiento
98     # mapas de recursos, agentes e individuales y lista de posiciones
99     x,y=int(listaPos[i][0]),int(listaPos[i][1])# Coordenadas del agentes tomada de la lista de posiciones antes de moverse
100     z=mapaAg[x - 1:x + 2, y - 1:y + 2] #seleccionamos el mapa de agentes, la seccion vecinos
101     if sum(sum(z)) < 9:
102         indices=np.where(z<1)
103         x_y_coord=list(zip(indices[0],indices[1]))
104         aux2=[]
105         for t in range(len(x_y_coord)):
106             aux2.append([x - 1 + x_y_coord[t][0], y - 1 + x_y_coord[t][1]]) # lista de las posiciones vacias en la vecindad del agente
107         moveto = visitas(mapaIn[i], aux2, x, y)#llamamos a la funcion visitas
108         #positions.append(moveto)
109         listaPos[i]=moveto
110         mapaAg[x, y] = 0
111         mapaAg[moveto[0], moveto[1]] = 1
112         positions[i].append(moveto)
113         #print(positions)
114         recursos[i].append(mapaRec[x,y])
115         mapaRec[x, y] = 0
116         mapaIn[i][moveto[0], moveto[1]] = 0
117

```

Figura 3.5: Función de movimiento para el agente

```

55 def Levy(map, x, y):
56     z=map
57     indices = np.where(z >= 1)
58     indices2 = list(zip(indices[0], indices[1]))
59     if sum(z)>=1:
60         b = indices2[np.random.randint(0, len(indices2), (1))[0]]
61         return b
62     else:
63         return [x,y]
64
65 def comunicacion (listaPos, N, mapaIn): # No estan probadas
66     #N= numero total de agentes
67     matrizDist=np.zeros((N,N))#Matriz de distancias
68     for i in range(N-1):
69         for j in range(i+1,N):
70             distancia=np.sqrt((listaPos[i][0]-listaPos[j][0])**2+(listaPos[i][1]-listaPos[j][1])**2)
71             matrizDist[i][j]=distancia
72             matrizDist[j][i]=distancia
73     matrizDist=np.less_equal(matrizDist,D)*1
74     for i in range(N):
75         matrizDist[i][i]=0
76     return matrizDist

```

Figura 3.6: Función de movimiento tipo Levy y comunicación para el agente

Finalmente, para poder observar la dinámica de este sistema, usamos la librería Lgraphicarray como en la figura 3.7 para visualizar los arrays de los mapas antes generados y poder comprobar el desarrollo del sistema.

```
H = GraphicArray(U, RGB=['529999', '', 'ff4444'])
for i in range(N):
    H.AddToArray(i, 'Agente '+str(i), RGB=['fac234', '23f09e', 'ffffff'])
H.settitle('Mapa individual')
H.Square = False
G=GraphicArray(U2, RGB=['529999', '', 'ff4444'])
G.settitle('Mapa de agentes')
G.Square=False
```

Figura 3.7: Uso de la librería LGraphicArray para visualizar el ambiente

Capítulo 4

Resultados

4.1. Distancia recorrida y recursos recolectados (No movimiento Levy)

4.1.1. Distancia recorrida

Para las pruebas, se contempló en cada una de ellas, una misma corrida para obtener datos de recursos recolectados y distancia recorrida por agente. Todo ello para encontrar una posible relación en estos parámetros y sus variables.

Se hizo una simulación del modelo con varias pruebas. La prueba 1 usando sólo comunicación cercana, con radio de comunicación mínimo. Con 10,20,30,40 y 50 agentes en un ambiente de 150 casillas por 150 casillas. Se dio un periodo de 1000 unidades de tiempo con una densidad de recursos del 90 %. Se obtuvieron datos para la distancia recorrida y los recursos obtenidos.

De la figura 4.1, se pueden obtener las siguientes conclusiones para el caso de distancia recorrida:

1. Incrementar el número de agentes, no implica una menor distancia recorrida
2. La comunicación parece no tener influencia, al aumentar el número de agentes.

Se hizo una siguiente prueba 2 del modelo, sin comunicación cercana, sin radio de comunicación mínimo. Con 10, 20, 30, 40 y 50 agentes en un ambiente de 150 casillas por 150 casillas. Se dio un periodo de 1000 unidades de

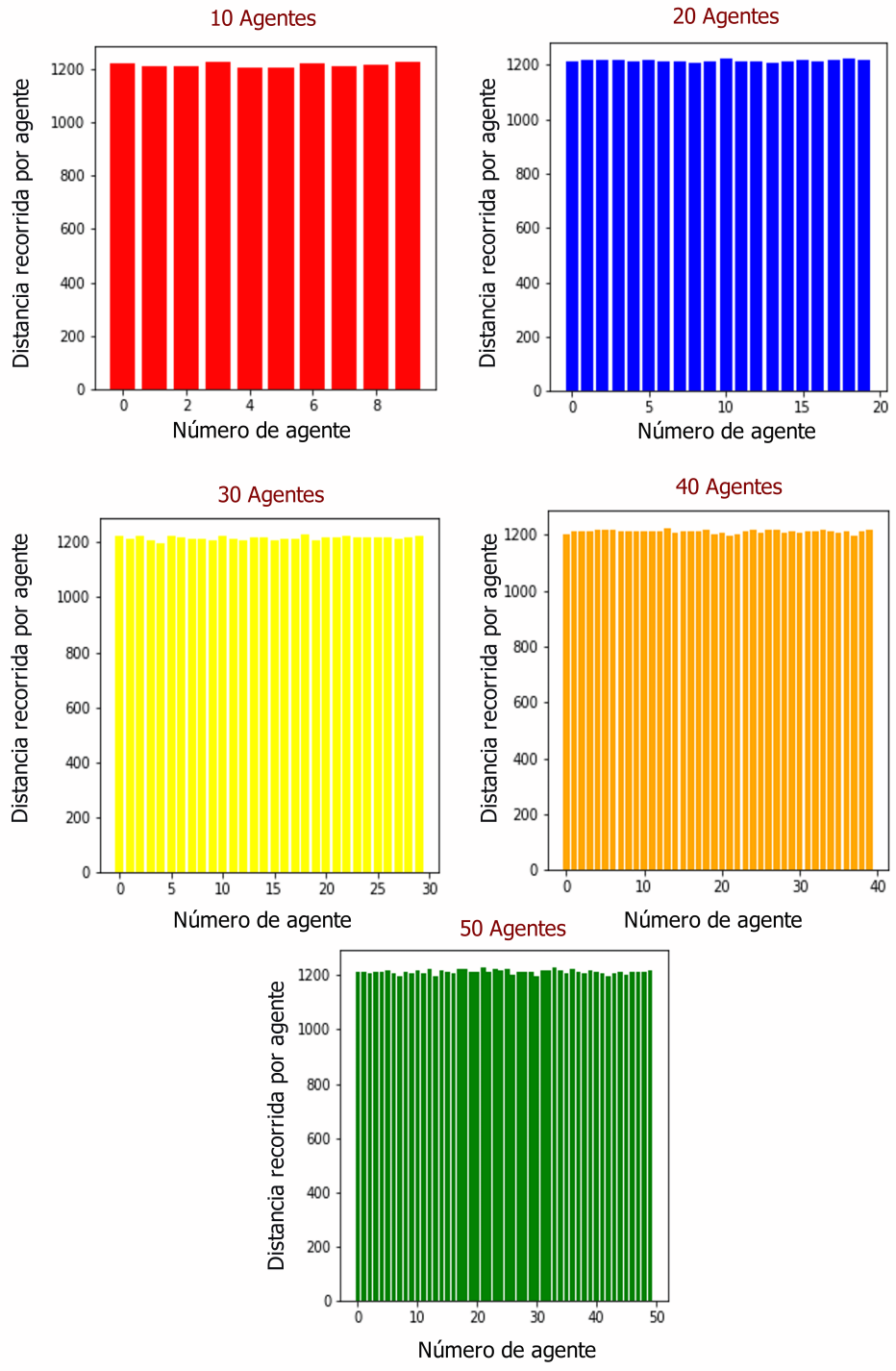


Figura 4.1: Distancia recorrida por número de agente con comunicación.

tiempo con una densidad de recursos del 90 %. Se obtuvieron datos para la distancia recorrida y los recursos obtenidos por agente.

De la figura 4.2, se pueden obtener las siguientes conclusiones para el caso de distancia recorrida:

1. La ausencia de la comunicación parece no influir en la distancia recorrida.
2. La distancia recorrida parece ser independiente del número de agentes.

Se hizo una siguiente prueba 3 del modelo, con comunicación cercana, con radio de comunicación variable. Con radios de 1, 5, 15, 25, 35 unidades de alcance y con 50 agentes en un ambiente de 150 casillas por 150 casillas. Asignamos un periodo de 1000 unidades de tiempo con una densidad de recursos del 90 %. Se obtuvieron datos para la distancia recorrida y los recursos obtenidos por agente.

De la figura 4.3, se pueden obtener las siguientes conclusiones para el caso de distancia recorrida:

1. La comunicación parece influir en la distancia recorrida de los agentes.
2. La distancia recorrida parece estar asociada a la comunicación, al alcance de esta, e indirectamente al tamaño del ambiente.
3. El número de agentes es independiente a la distancia recorrida.

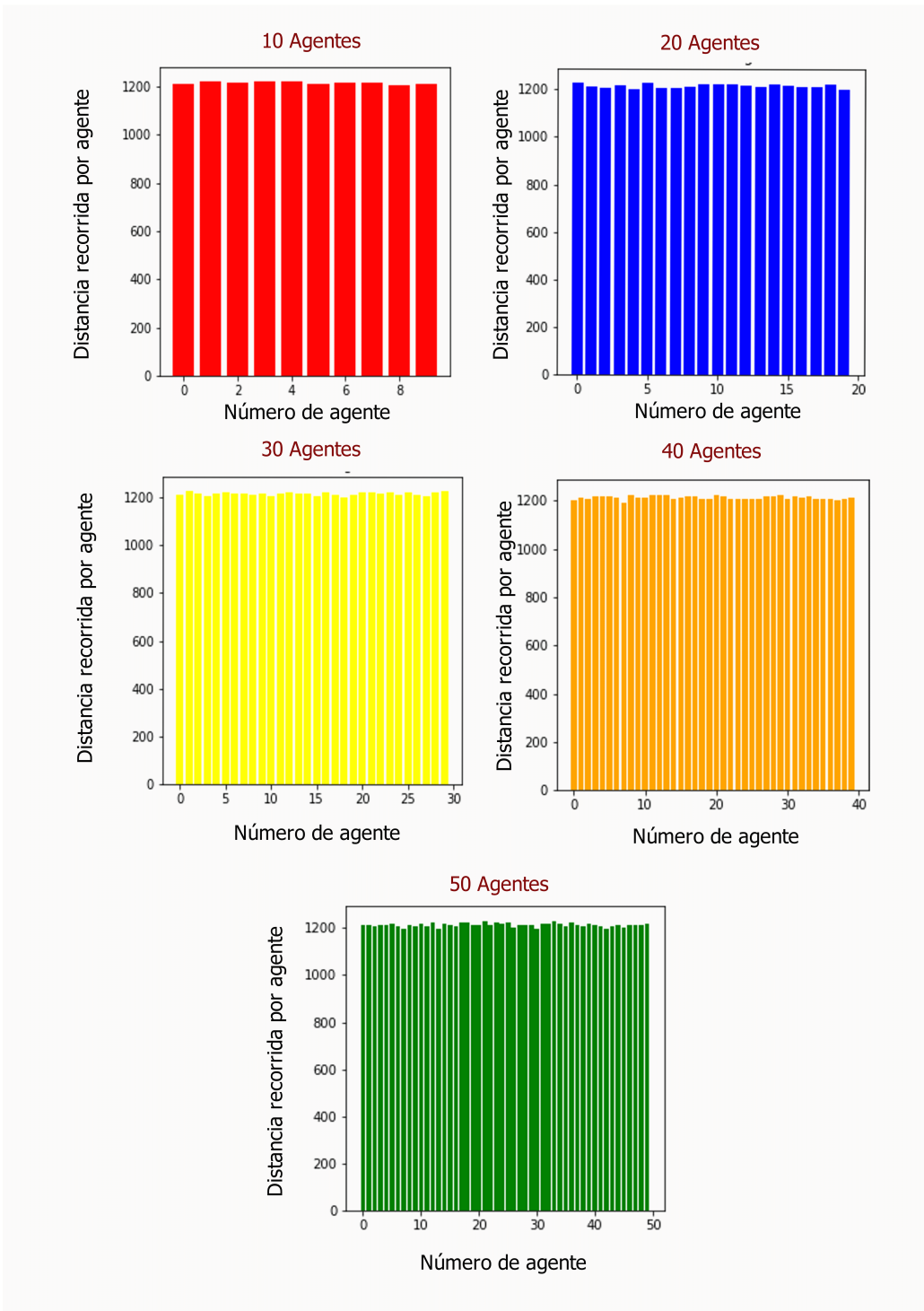


Figura 4.2: Distancia recorrida por número de agente sin comunicación.

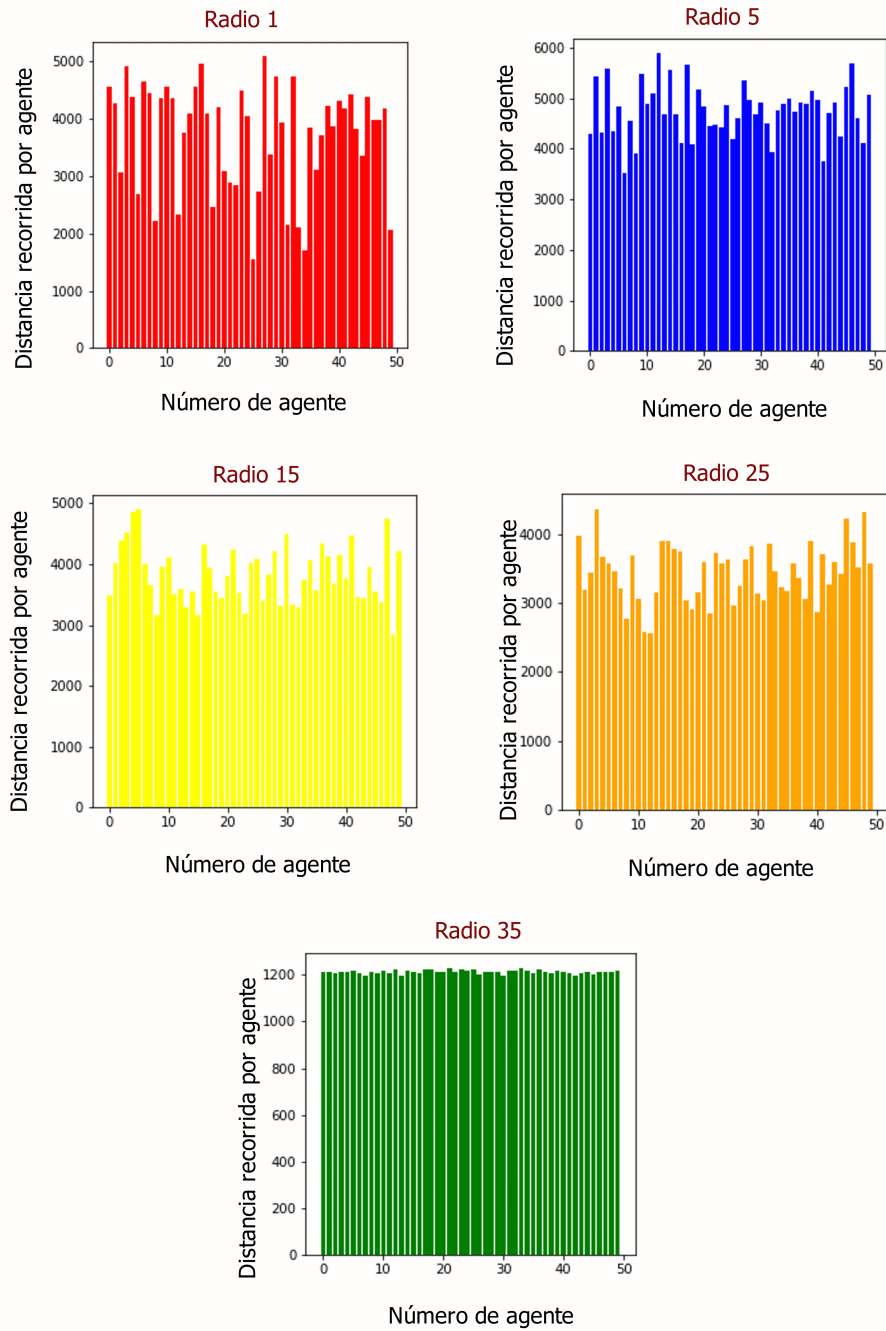


Figura 4.3: Distancia recorrida por 50 agentes con diferentes radios de comunicación.

4.1.2. Recursos recolectados

De la prueba 1, obtuvimos los datos, de recursos recolectados. Asumiendo todos los parámetros de la prueba 1. La línea negra en cada gráfica, representa la cantidad de recurso promedio de cada caso. Además, se muestra una gráfica extra, que contempla los recursos totales por número de agentes. De la figura 4.4, se pueden obtener las siguientes conclusiones para el caso de recursos recolectados:

1. La cantidad de recursos promedio recolectados por agente disminuye al incrementar el número de agentes.
2. Los recursos recolectados totales aumentan al aumentar el número de agentes.
3. Existe un crecimiento logarítmico en la relación de recursos totales y el número de agentes.
4. Mayor número de agentes, muestran un mayor número de agentes "sobresalientes" que recolectan más de la media.

De igual forma, de la prueba 2, obtuvimos los datos de recursos recolectados. Asumiendo todos los parámetros de la prueba 2. De la figura 4.5, se pueden obtener las siguientes conclusiones para el caso de recursos recolectados:

1. La cantidad de recursos promedio recolectados por agente disminuye al incrementar el número de agentes.
2. Los recursos recolectados totales aumentan al aumentar el número de agentes. Aunque ligeramente menor que el caso anterior.
3. Existe un crecimiento logarítmico en la relación de recursos totales y el número de agentes.
4. Mayor número de agentes, muestran un mayor número de agentes "sobresalientes" que recolectan más de la media. Mayor que el caso anterior.

De la prueba 3, también obtuvimos los datos de recursos recolectados. Asumiendo todos los parámetros de la prueba 3. La línea negra en cada gráfica, representa la cantidad de recurso promedio de cada caso. Además,

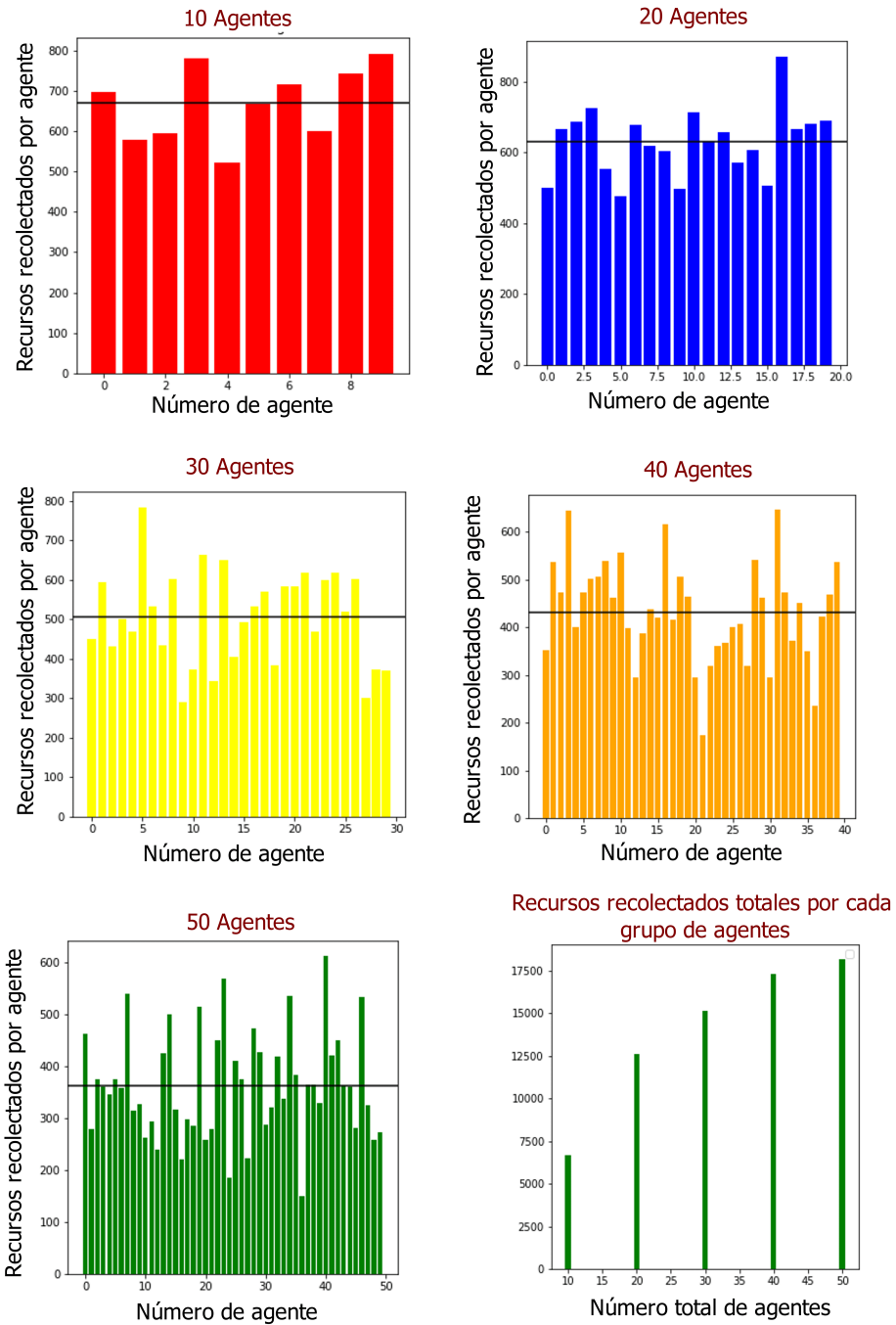


Figura 4.4: Recursos recolectados por número de agente con comunicación.

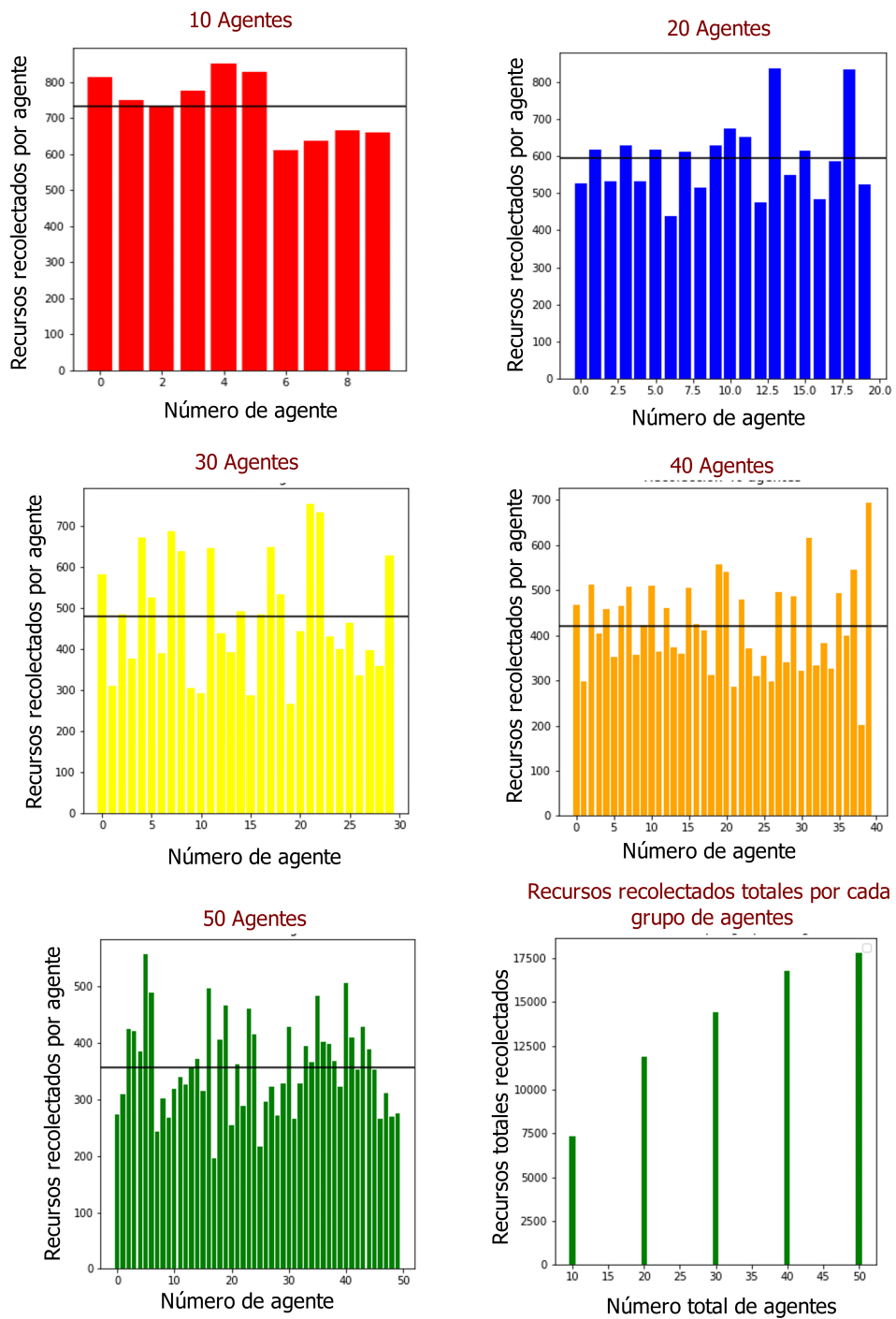


Figura 4.5: Recursos recolectados por número de agente sin comunicación.

se muestra una gráfica extra, que contempla los recursos totales por radio de comunicación. De la figura 4.6, se pueden obtener las siguientes conclusiones para el caso de recursos recolectados:

1. El aumento del alcance de comunicación influye en la recolección individual.
2. Los recursos recolectados totales aumentan muy ligeramente al aumentar el alcance del radio de comunicación.
3. Existe un crecimiento despreciable en la relación de recursos totales y el número de agentes.
4. Mayor número alcance del radio de comunicación, muestra una menor dispersión en la recolección media comparada con la individual.

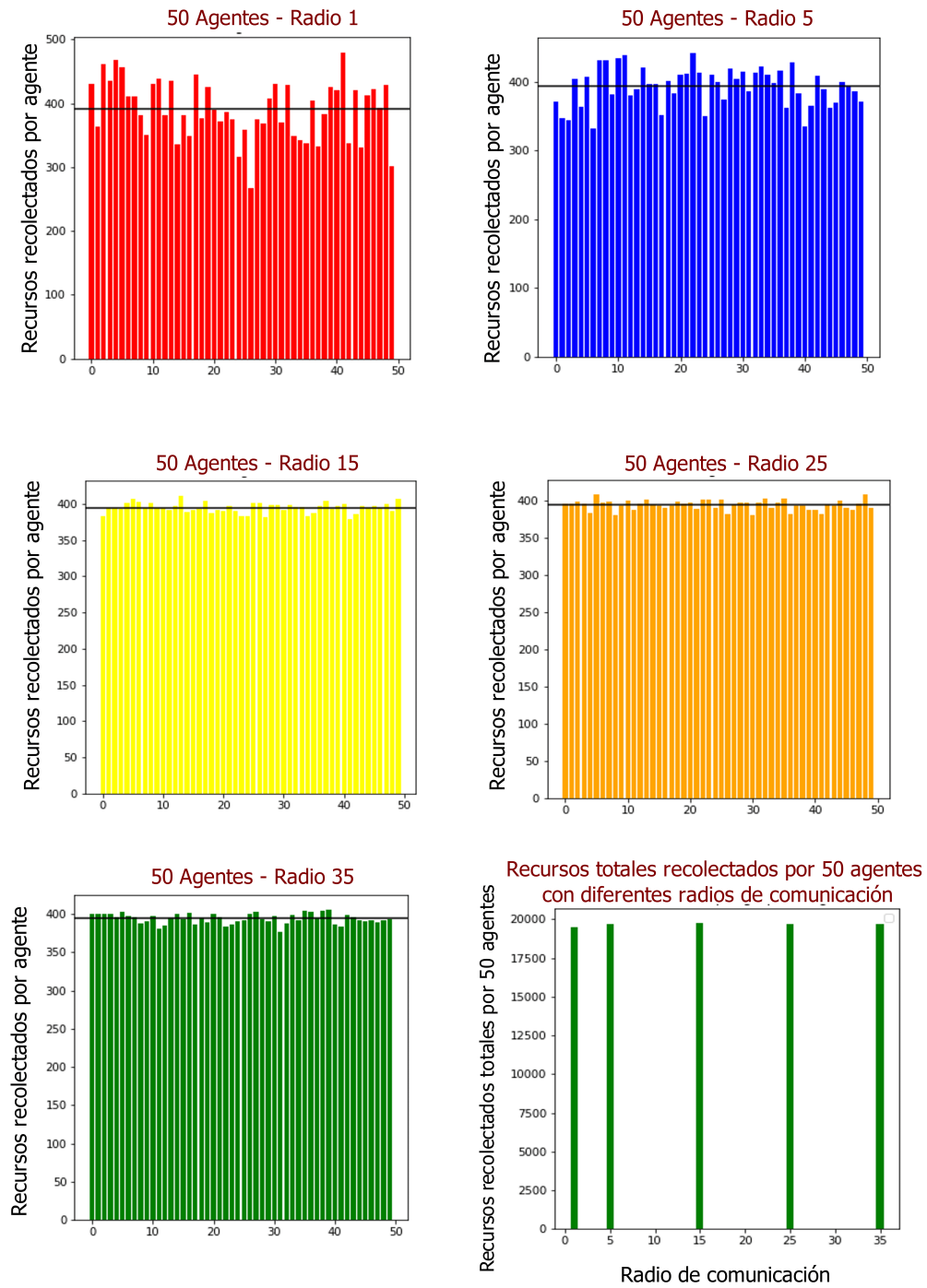


Figura 4.6: Recursos recolectados por 50 agentes con diferentes radios de comunicación.

4.1.3. Comparación

Después de visualizar y analizar los resultados anteriores, es necesario hacer la siguiente comparación. Los datos son para 50 agentes en cada caso y 1000 unidades de tiempo. Las variaciones son según la habilidad medida del sistema. De la figura 4.7, se pueden obtener las siguientes conclusiones para el caso de recursos recolectados promedio:

1. La comunicación influye en la recolección
2. Existe un umbral del radio de comunicación, que al rebasarlo, deja de influir en la recolección de recursos. Ese radio, está en función al número de agentes y al tamaño del ambiente.
3. Existe un crecimiento despreciable en la relación de recursos totales y el número de agentes.
4. Mayor numero alcance del radio de comunicación, muestra una mayor recolección de recursos, pero requiere un mayor incremento en el radio para disminuir la distancia recorrida.

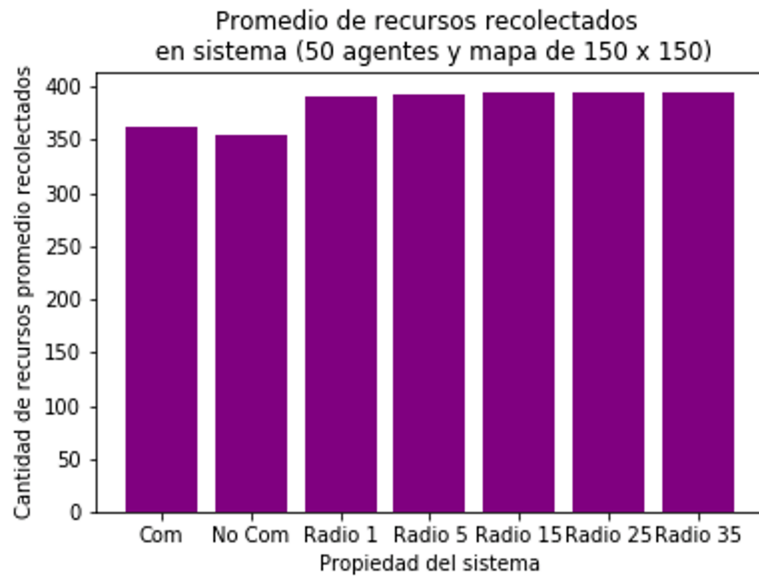


Figura 4.7: Comparación de cantidad media de recursos con diferentes propiedades del sistema.

4.2. ABM con Movimiento Levy

Estudios recientes apuntan a que las características de una distribución de vuelos de Levy describe de manera óptima el comportamiento forrajero de poblaciones animales[24]. Por ello, optamos por atribuir esta característica al modelo para atribuir una mejor descripción de los datos experimentales.

Para este caso, se realizó una corrida de 4 pruebas, esta vez, el modelo de agente cuenta con todas las capacidades otorgadas, es decir, comunicación, radio de comunicación, memoria, interacción, etc. Las 4 pruebas variaron únicamente en el radio de comunicación que tuvo los valores de 1,3,5, y 8, respectivamente. Las pruebas se hicieron en ambientes de 150 casillas por 150 casillas. Una densidad de recursos de 90%, distribución de recursos aleatoria, una población de 50 agentes con un alcance definido como el 10% de la longitud, en una dinámica de 50,000 tiempos.

La información recolectada es inmensa, se tiene registro de la lista de posiciones por agente, interacciones entre agente y su duración, distancia recorrida por agente, dimensión de paso y vuelo, así como las frecuencias de paso y vuelo. Y además se cuenta con los recursos recolectados por agente.

La distancia recorrida se muestra en la figura 4.8, de donde podemos concluir lo siguiente:

1. La distancia recorrida disminuye drásticamente al aumentar el radio de comunicación.
2. Un radio de comunicación mayor implica una cantidad de movimiento menor.
3. No podemos opinar nada respecto a la influencia del número de agentes.
4. La comunicación está relacionada con la decisión de movimiento, como lo planteamos en el inicio del modelo.
5. Existen algunos agentes que visitaron muchas más casillas que la cantidad media. Probablemente por estar en zonas con pocos agentes para interactuar.

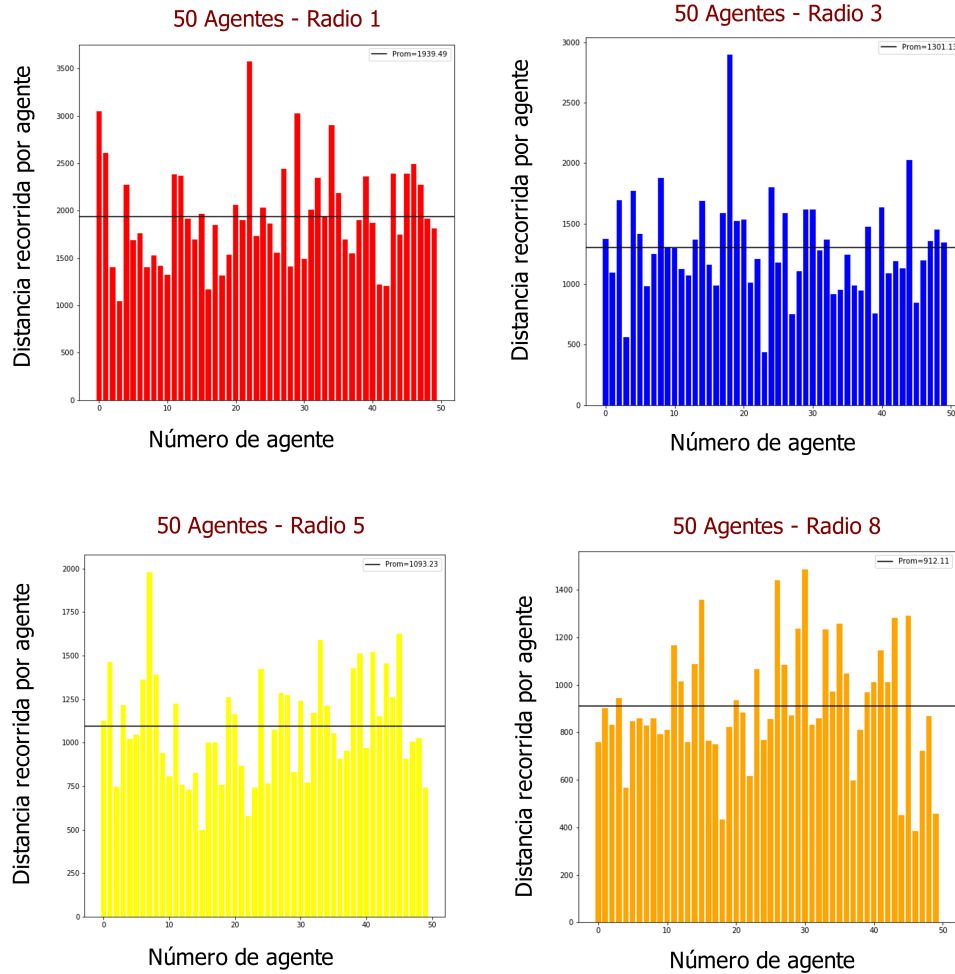


Figura 4.8: Distancia recorrida por 50 agentes con diferentes radios de comunicación.

Los recursos recolectados se muestran en la figura 4.9, de donde podemos concluir lo siguiente:

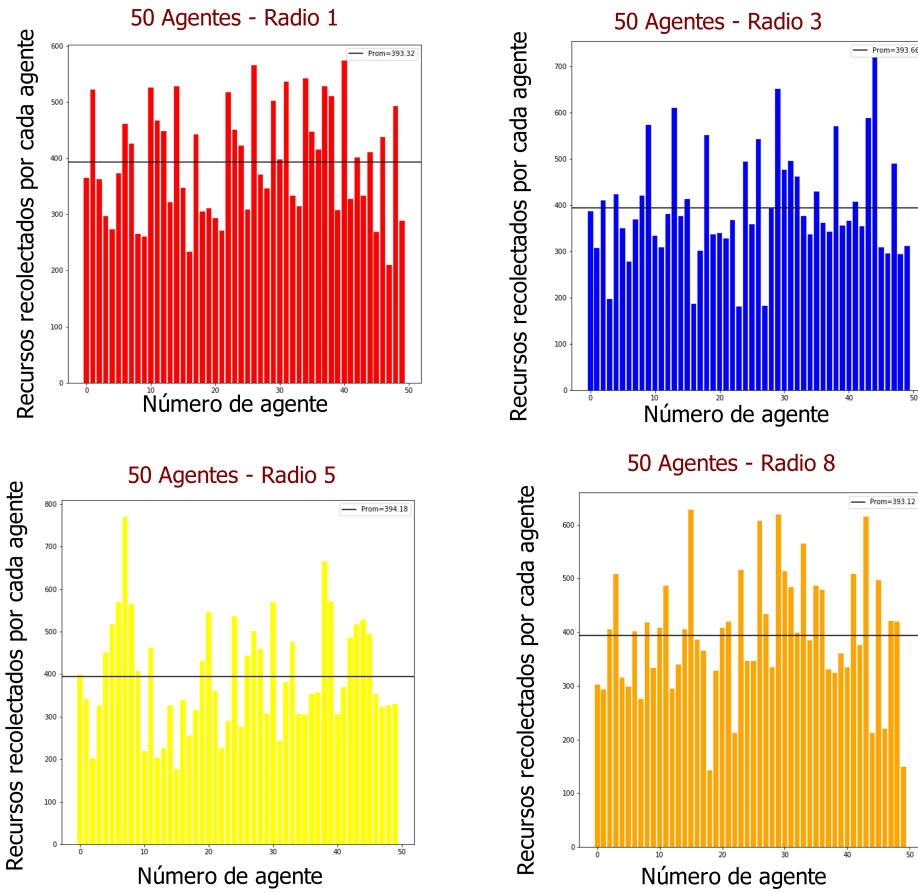


Figura 4.9: Recursos recolectados por 50 agentes con diferentes radios de comunicación.

1. La cantidad de recursos recolectados promedio, no es afectada al cambiar el radio de comunicación.
2. Aumentar el radio de comunicación, muestra una homogeneidad en la cantidad recolectada en relación con la media.

4.3. Acerca del software de simulación

Estas simulaciones están escritas en lenguaje Python 3.6, para su desarrollo se han empleado dos módulos de la autoría del Dr. J. Fernando Rojas R. que sirven para mejorar el desempeño del programa en cuanto a manejo de arrays y en la parte de visualización gráfica en tiempo real de la evolución de varios array. Este programa requiere más desarrollo, tanto de simulación como análisis de los datos, para contar con herramientas y cualidades que una simulación ABM requiera y, también para implementarlo como un módulo útil en este tipo de simulaciones y modelos.

Algunos datos están pensados para obtener información de otra perspectiva. Por ejemplo, las salidas de datos que contienen interacciones de los agentes, pueden usarse para visualizar y analizar la red de conexiones de los agentes en la dinámica y proponer algún arreglo en el sistema que sea de interés, es decir, una estructura evolutiva de grafo.

En la figura 4.10 mostramos una captura visual de la ejecución del programa, en un entorno LINUX, donde el apartado a) muestra un mapa que registra en todo momento las posiciones de todos los agentes en el ambiente. El apartado b), c), d), e) y f) muestran el mapa individual de algunos agentes, registrando la memoria individual de cada uno. En este caso, los 50 agentes de las últimas 4 pruebas. Además, se puede visualizar la dinámica e interactuar con los mapas.

En el mapa de agentes, el punto gris representa la posición de cada agente. En los mapas individuales, los puntos blancos, representan posiciones aún no visitadas por cada agente o por alguno de los que ha interactuado.

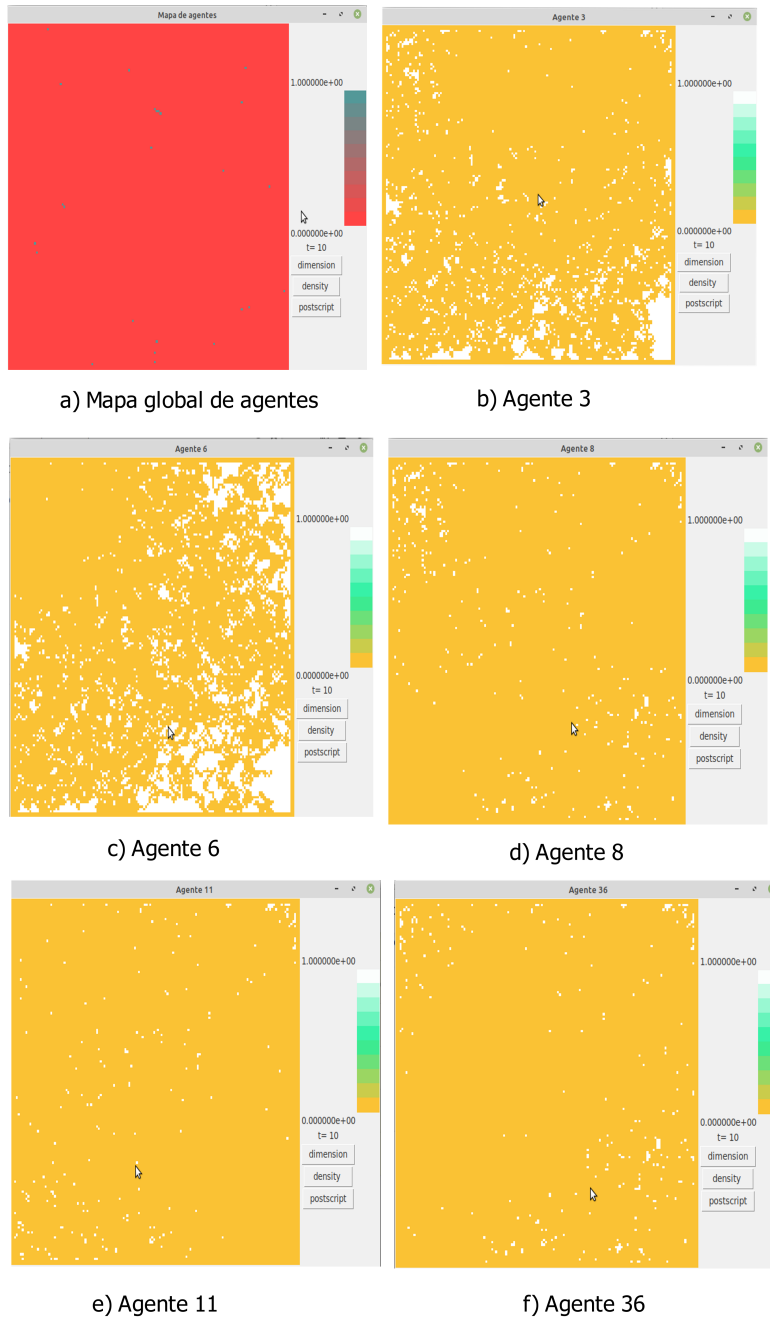


Figura 4.10: Imágenes logradas con los módulos Larray y Lgraphicarray en python. El mapa global y las copias de memoria de algunos agentes.

Conclusión-Discusión

Con respecto a las primeras corridas de pasos aleatorios restringidos, el hecho de incluir un radio de comunicación entre agentes, más allá de la celda contigua, incrementó la cantidad de recursos colectados, aunque en la distancia total recorrida no hubo cambio significativo.

El radio de comunicación entre agentes tiene incidencia notable en la cantidad de recursos recolectados, pero se observa un valor umbral después de cual ya no se observa beneficio. Sería importante establecer este valor umbral en función del área a cubrir por los agentes.

Las caminatas tipo "vuelos de Lévy", comparadas con los pasos cortos y aleatorios, casi brownianos, inciden también incrementando en la cantidad recolectada por cada agente.

La sensibilidad del objeto de estudio de este trabajo y la cantidad de datos generados son insuficientes para compararlo con datos reales, porque los experimentos encontrados son con experimentos físicos – electrónicos (robots reales) y no coinciden con las especificaciones que dimos a los agentes. Hay experimentos reales de cooperación entre robots donde la cooperación es un evento emergente: no está bajo diseño.

Perspectivas

Es posible mejorar el modelo y los algoritmos en varios sentidos con el objeto de que sean empleados como parte de un software para simulación de modelos de agentes (ABM).

Una de las posibilidades consiste en la implementación de corridas largas

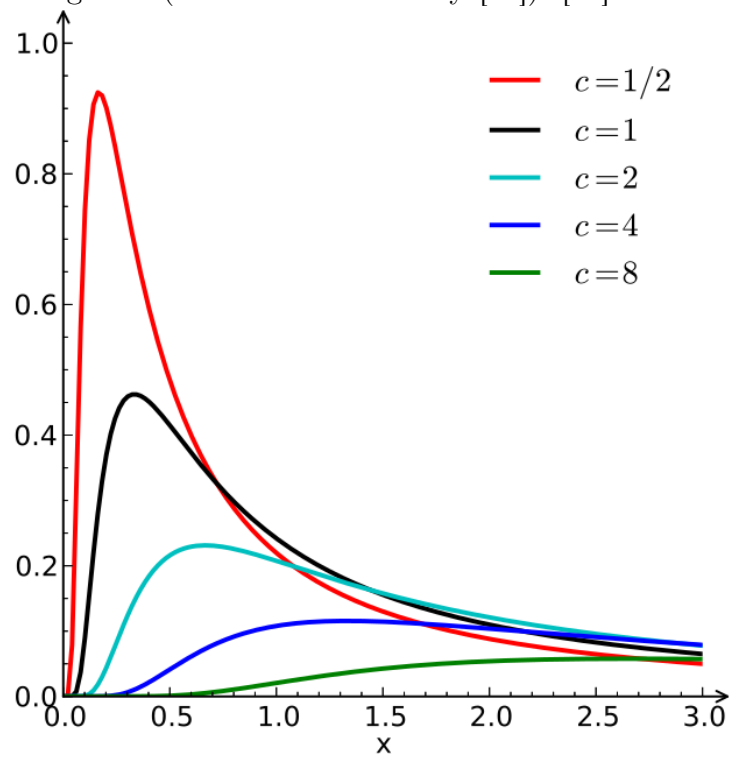
y con gran cantidad de agentes para determinar parámetros óptimos como, en este caso, el radio de la comunicación o el exponente que haga más eficientes las caminatas de Lévy.

Otras posibilidades pueden ser la determinación del número óptimo de agentes en función del área que se requiera cubrir, o la implementación de diferentes esquemas para las estrategias.

Glosario

Distribución Lévy

En teoría de probabilidad y estadística, una distribución Levy, nombrada así en honor a Paul Lévy, es una distribución de probabilidad continua para una variable aleatoria no negativa (Distribución de Levy [34]). [23]



NetLogo	Es un lenguaje de programación basado en Scala y Java, cuenta con un entorno de desarrollo integrado para el modelado basado en agentes. Esta orientado a la enseñanza y personas sin conocimientos de programación. [31]
Python	Es un lenguaje de programación interpretado, multiparadigma, ya que soporta orientación a objetos, programación imperativa y, en menor medida, programación funcional. Es un lenguaje de alto nivel, dinámico y multiplataforma. [30]
agente	Un agente es un ente autónomo, autoimpulsado, interactivo que dispone de reglas de comportamiento para alcanzar un objetivo. [8, 9, 10, 11]
caminata	Es uno de los principales andares de desplazamiento entre los animales con patas. Caminar, genetalmente es mas lento que correr u otros movimientos de paso. [25]
distribución de cola gruesa	Una distribución de cola gruesa es una distribución de probabilidad que muestra una gran asimetría o curtosis , en relación con la distribución normal o exponencial. La clase de distribuciones de cola gruesa incluye aquellas cuyas colas se descomponen como una ley de potencia , que es un punto de referencia común en su uso en la literatura científica. [26]
forrajeo	Es la tarea de buscar y recolectar objetos en un ambiente y moverlos a puntos de almacenamiento.[17]
modelo	Es una representación abstracta, conceptual, gráfica o visual, de sistemas o procesos a fin de analizar, describir, explicar, simular (en general, explorar, controlar y predecir) esos fenómenos o procesos. Un modelo permite determinar un resultado final a partir de unos datos de entrada.[28]

parámetro	Es un elemento de un sistema que es útil o crítico al identificar el sistema o al evaluar su rendimiento, estado, condición, etc. [29]
robot	Es un dispositivo o vehículo capaz de monitorear su ambiente y decidir moverse o actuar en su ambiente. Puede ser autónomo o semi autónomo. En este contexto, agente es sinónimo de robot. [18]
trayectoria	Es el lugar geométrico de las posiciones sucesivas por las que pasa un cuerpo en su movimiento. La trayectoria depende del sistema de referencia en el que se describe el movimiento; es decir el punto de vista del observador. [27]
vuelo de Levy	Un vuelo de Levy es una caminata aleatoria en la que la longitud de los pasos tiene una distribución de Levy, una distribución de probabilidad tipo cola gruesa. [22]

Siglas

ABM	Agent-based model
FSM	Finite state machine
GPS	Global Positioning System

Apéndice A

Librerías **Larray** y **Lgraphicarray**

Se trata de dos módulos escritos en **python**. Ambos módulos están pensados para la resolución de modelos de dinámica de sistemas extendidos espacialmente.

Larray4 para manipulación de arrays en problemas extendidos incluye definición de fronteras y evaluación de operadores sobre matrices como ∇ o bien ∇^2 o términos de la forma $\nabla \cdot \Xi \nabla$, con Ξ un tensor local, que se aplican a cada elemento del arreglo.

El segundo módulo **Lgraphicarray** permite observar en tiempo real de manera visual los resultados de la dinámica espacial de los sistemas así como controlar una corrida u obtener información relacionada con la matriz que se observa (distribución espacial en imagen 3D o distribución estadística) así como guardar la imagen del patrón espacial. Pronto estarán disponibles en github.

Bibliografía

- [1] ROJAS, J.F., MORALES, M.A. Experimentos numéricos en el aula sobre fenómenos difusivos: difusión anómala en sistemas físicos y biológicos, *Revista mexicana de física E*, 56(1):41-50, 2010.
- [2] BOYER, D., RAMOS-FERNÁNDEZ, G., MIRAMONTES, O., MATEOS, J. L., COCHO, G., LARRALDE, H., RAMOS, H., ROJAS, F. Scale-free foraging by primates emerges from their interaction with a complex environment, *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 273(1595):1743–1750, 2006.
- [3] SERIO-SILVA, J. C., RICO-GRAY, V., RAMOS-FERNÁNDEZ, G. Mapping Primate Populations in the Yucatan Peninsula, Mexico: A First Assessment, *eDevelopments in Primatology: Progress and Prospects*, Kluwer Academic Publishers.:489-511, 2005.
- [4] ROMENSKY, M., LOBASKIN, V., IHLE, T. Tricritical points in a Vicsek model of self-propelled particles with bounded confidence., *Physical Review E*, 90(6) 2014.
- [5] VAN LIEDEKERKE, P., PALM, M. M., JAGIELLA, N., DRASDO, D. Simulating tissue mechanics with agent-based models: concepts, perspectives and some novel results., *Computational Particle Mechanics*, 2(4):401-444, 2015.
- [6] BATTY, M., DESYLLAS, J., DUXBURY, E. The discrete dynamics of small-scale spatial events: agent-based models of mobility in carnivals and street parades., *International Journal of Geographical Information Science*, 17(7):673-697, 2003.

- [7] GANDHIMOHAN. M. VISWANATHAN, ERNESTO P. RAPOSO, MARCOS G. E. DA LUZ Physics of foraging, *Cambridge University Press, 1ra edición*, 2011.
- [8] TODD K. BENDOR, JÜRGEN SCHEFFRAN Agent-Based Modeling of Environmental Conflict and Cooperation, *CRC Press*, 2018.
- [9] URI WILENSKY, WILLIAM RAND An Introduction to Agent-Based Modeling: Modeling Natural, Social, and Engineered Complex Systems with NetLogo, *MIT Press*, 2015.
- [10] STEVEN F. RAILSBACK, VOLKER GRIMM Agent-Based and Individual-Based Modeling: A Practical Introduction, *Princeton University Press, 2da edición* , 2019.
- [11] S. TAYLOR Agent-based Modeling and Simulation, *Springer*, 2014.
- [12] MACAL, C. M., NORTH, M. J. Tutorial on agent-based modelling and simulation, *Journal of Simulation*, 4(3), 151–162., 2010.
- [13] EMLEN, J. M. The role of time and energy in food preference, *American Naturalist*,100:611-617, 1966.
- [14] MACARTHUR, R. H., AND PIANKA, E. R. On the optimal use of a patchy environment , *American Naturalist*,100:603-609, 1966.
- [15] DYLAN C. KESLER, JEFFREY R. WALTERS, JOHN J. KAPPES, JR Social influences on dispersal and the fat-tailed dispersal distribution in red-cockaded woodpeckers , *Behavioral Ecology, Volume 21, Issue 6*:1337–1343, 2010.
- [16] DEANGELIS, D. L., DIAZ, S. G. Decision-Making in Agent-Based Modeling: A Current Review and Future Prospectus , *Frontiers in Ecology and Evolution*, 6. 2019.
- [17] ZEDADRA, O., JOUANDEAU, N., SERIDI, H., FORTINO, G. Multi-Agent Foraging: state-of-the-art and research challenges, *Complex Adaptive Systems Modeling*, 5(1) 2017.
- [18] WINFIELD, A. F. Foraging Robots. , *Encyclopedia of Complexity and Systems Science*:3682-3700, 2009.

- [19] OSTERGAARD, E. H., SUKHATME, G. S., MATARI, M. J. Emergent bucket brigading: a simple mechanisms for improving performance in multi-robot constrained-space foraging tasks, *Proceedings of the Fifth International Conference on Autonomous Agents - AGENTS '01* 2001.
- [20] FEINERMAN, O., KORMAN, A., LOTKER, Z., SERENI, J.-S. Collaborative search on the plane without communication, *Proceedings of the 2012 ACM Symposium on Principles of Distributed Computing - PODC '12* 2012.
- [21] HUMPHRIES, N. E., WEIMERSKIRCH, H., QUEIROZ, N., SOUTHALL, E. J., SIMS, D. W. Foraging success of biological Levy flights recorded in situ. , *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 109(19):7169-7174, 2012.
- [22] MANDELBROT, B. The fractal geometry of nature , *W.H. Freeman*:1982.
- [23] JOHN P NOLAN Univariate stable distributions : models for heavy tailed data, *Springer*: 2020.
- [24] HUMPHRIES, N. E., WEIMERSKIRCH, H., QUEIROZ, N., SOUTHALL, E. J., SIMS, D. W. Foraging success of biological Levy flights recorded in situ. , *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 109(19):7169-7174, 2012.
- [25] CAVAGNA, G. A., HEGLUND, N. C., TAYLOR, C. R. Mechanical work in terrestrial locomotion: two basic mechanisms for minimizing energy expenditure, *American Journal of Physiology-Regulatory, Integrative and Comparative Physiology*, 233(5):R243–R261, 1977.
- [26] COOKE, R., NIEBOER, D. MISIEWICZ, J. Fat-tailed distributions. data, diagnostics and dependence, *New Jersey: ISTE Wiley*:2014.
- [27] HALLIDAY, D., RESNICK, R. KRANE, K. Physics, *New York: Wiley*: 2002.
- [28] HACKING, I. Speculation, calculation, models, approximations. In Representing and Intervening: Introductory Topics in the Philosophy of Natural Science, *Cambridge: Cambridge University Pres*: 210-219, 1983.

- [29] REAL ACADEMIA ESPAÑOLA Diccionario de la lengua española, *Madrid: Real Academia Espano*: 2014.
- [30] VAN ROSSUM, G., DRAKE, F. L. Python 3 Reference Manual, *Scotts Valley, CA: CreateSpace*:2009.
- [31] WILENSKY, U. NetLogo, *Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling*: 1999.
- [32] GLEN, C. M., KEMP, M. L., VOIT, E. O. Agent-based modeling of morphogenetic systems: Advantages and challenges, *PLOS Computational Biology*, 15(3), e1006577: 2019.
- [33] BAZGHANDI, A. Techniques, Advantages and Problems of Agent Based Modeling for Traffic Simulation, *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, Vol. 9, Issue 1, No 3: 2012.
- [34] JOHN P NOLAN Univariate stable distributions : models for heavy tailed data, *Springer*: 2020.
- [35] BORSHCHEV, A. The big book of simulation modeling : multimethod modeling with AnyLogic 6, *IL: AnyLogic North America*: 2013.
- [36] YANG, X. Nature-inspired computation and swarm intelligence algorithms, theory and applications, *London: Academic Press.*: 2020.