



**CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y DE ESTUDIOS
AVANZADOS DEL I.P.N.**

Departamento de Computación

**AUTÓMATAS CELULARES Y SISTEMAS MULTIAGENTES PARA LA
MODELACIÓN DE ECOSISTEMAS**

Tesis que presenta:

M. C. René Rodríguez Zamora

para obtener el grado de

Doctor en Ciencias en la especialidad de Ingeniería Eléctrica

Opción:

Computación

Director de Tesis:

Dr. Sergio Víctor Chapa Vergara

*A Jesús, por concederme otro
deseo...aunque este sí que me costó...*

*A todas la personas que me
quieren, por ser los motores que
hicieron esto posible...*

AGRADECIMIENTOS

En muchas ocasiones me imaginé el momento de estar escribiendo estas líneas; en muchas ocasiones pensé también que ese momento no llegaría...pero llegó...esta es la evidencia del final de una etapa muy importante, en la que sobre todas las cosas hubo paciencia y perseverancia...y este momento llegó gracias al esfuerzo y al apoyo de toda una comunidad de personas que me ayudaron a llegar hasta este punto. De tal forma que más allá del valor académico que pueda tener este trabajo, éste representa el testimonio del cariño, el esfuerzo y la confianza de mucha gente, y eso de antemano hace a este trabajo valioso, por lo que es justo y necesario compartir todo el crédito con todas las personas que me apoyaron.

Primero, le ofrezco este trabajo a Dios, por permitirme llegar a este momento.

A mi Esposa, mis Hijos, y mi Mamá, que son la trinidad más importante en mi vida.

A mis hermanos, por su apoyo incondicional, a prueba de todo.

A mi suegra, porque sin su apoyo no hubiese llegado hasta aquí.

A toda mi familia (los que están y los que se han ido), que afortunadamente es mucha, por cooperar con la causa.

A mi maestro Sergio Chapa, por todos sus consejos y paciencia hacia mí.

Al CINVESTAV, por brindarme todas las condiciones para hacer lo que más me gusta.

Al CONACyT, por brindarme el apoyo como becario (registro 130328) durante la maestría y el doctorado.

Al Departamento de Computación, a los Profesores, a los Compañeros Estudiantes, y un agradecimiento especial al personal administrativo (Sofía, Flor y Felipa) por todas sus atenciones.

A la Universidad Autónoma de Sinaloa y al Instituto Tecnológico de Mazatlán, por las facilidades que me han otorgado para finalizar este ciclo.

R. R. Z.

CONTENIDO

Agradecimientos	v
Resumen	xi
Lista de Figuras	xiii
Acrónimos	xvii

PARTE I INTRODUCCIÓN

1 Introducción	1
1.1 Antecedentes y Mapa de Ruta de la Investigación	1
1.2 Motivación	5
1.3 Relevancia de la Investigación	5
1.3.1 Impacto Científico	5
1.3.2 Impacto Social	6
1.3.3 Impacto Económico	6
1.3.4 Towards 2020 Science	6
1.3.5 Laboratorio de Computación Científica	7
1.3.6 SIG para el manejo sustentable de cuencas hidrológicas	8
1.4 Planteamiento del problema	8
1.5 Propuesta de la tesis	11
1.6 Descripción del documento	13
Referencias	14

PARTE II TEORÍA DE LOS SISTEMAS ECOLÓGICOS

2 Conceptos Fundamentales	17
2.1 La ecología como ciencia	17
2.2 Organización jerárquica de la ecología	19
2.3 La ecología y los sistemas complejos	20
2.4 Concepto de ecosistema	22
2.4.1 Estructura de un ecosistema	23
2.4.2 Funcionamiento de un ecosistema	24
2.5 Comentarios	27
Referencias	28
3 Los modelos en ecología	29
3.1 Introducción	29
3.2 Modelos en Ecología Poblacional	31
3.2.1 Modelo Exponencial	33
3.2.2 Modelo Logístico	34
3.2.3 Modelo de Competición	35
3.2.4 Modelos Depredador-Presa	36
3.2.5 Metapoblaciones	38
3.2.6 Modelo Metapoblacional	40

3.3 Comentarios	41
Referencias	41
PARTE III INTERRELACIÓN AC Y MAS: UN NUEVO MODELO DE ECOSISTEMAS	
4 Autómatas Celulares y Sistemas MultiAgentes como paradigmas de modelación	45
4.1 El Modelo de Autómatas Celulares	45
4.2 Estructura de un Autómata Celular	45
4.2.1 AC para modelar tránsito de autos	47
4.3 El Modelo de Sistemas MultiAgentes	56
4.3.1 Estructura de un Sistema MultiAgentes	57
4.3.2 Simulación MultiAgente y Ecología	59
4.4 Comentarios	62
Referencias	62
5 Definición del nuevo modelo de ecosistemas	65
5.1 El nuevo modelo de ecosistemas	65
5.2 Composición del nuevo modelo de ecosistemas	65
5.2.1 La Capa correspondiente al Autómata Celular	65
5.2.2 La Capa correspondiente al Sistema MultiAgentes	66
5.2.3 Simulación MultiAgente	68
5.3 Casos de Estudio	68
5.3.1 Caso de Estudio I: Simulación de un modelo Depredador-Presa incluyendo una respuesta funcional Tipo I para los depredadores	68
5.3.2 Caso de Estudio II: Simulación de un modelo Depredador-Presa incluyendo una respuesta funcional Tipo II para los depredadores	71
5.4 Comparativo del nuevo modelo con otros existentes	78
5.5 Comentarios	80
Referencias	82
6 SISCOMPLEX: Un nuevo framework para simulación	83
6.1 Fase de Inicio	83
6.1.1 Descripción General	84
6.1.2 Objetivo	84
6.1.3 Metas	84
6.1.4 Miniproyectos	84
6.1.5 Especificación de requisitos	85
6.1.6 Modelo de Dominio	89
6.1.7 Modelo de Casos de Uso	92
6.2 Fase de Elaboración	94
6.2.1 Detallar los casos de uso	95
6.2.2 Análisis del sistema	104
7 Conclusiones	119
7.1 Principales Resultados	119

7.2 Lista de publicaciones	120
7.3 Trabajo por hacer	121
Glosario	123
Bibliografía	129

RESUMEN

El comportamiento de los diversos elementos que conforman un ecosistema es un problema que cada día tiene mayor importancia y requiere de estudios profundos que puedan ser puestos dentro del contexto de sistemas complejos. En este sentido, los ecosistemas presentan un comportamiento global complejo, en donde las interrelaciones locales son necesarias para la autoregulación del mismo. De acuerdo a las características de un ecosistema, en donde el comportamiento global surge a partir de relaciones locales, nos conduce a aplicar Autómatas Celulares y Sistemas Multiagentes como paradigmas de modelación de manera natural.

El objetivo de esta tesis es presentar un nuevo modelo de ecosistemas basado en un paradigma que interrelaciona Autómatas Celulares, Sistemas Multiagentes, y Lenguajes Visuales para llevar a cabo la modelación y simulación de sistemas complejos. Este nuevo modelo de ecosistemas surge a partir del interés por analizar las interacciones ecológicas que forman parte de un ecosistema. Así pues, como casos de estudio, se presentan dos modelos de interacciones ecológicas de tipo depredador-presa con sus respectivas relaciones de competencia intra e interespecífica.

Es importante mencionar que los modelos que construimos como casos de estudio están basados en los modelos matemáticos clásicos desarrollados a través de la historia de la ecología poblacional como una subárea de la ecología. Para realizar la simulación por computadora de los casos de estudio, se utilizó el paquete de bibliotecas denominado Swarm. Con nuestro paradigma de modelación, y el uso de herramientas complementarias como UML y Swarm, se desarrollaron dos modelos depredador-presa, obteniendo resultados interesantes a partir de la posibilidad de poder obtener datos relevantes como consecuencia del análisis a nivel microscópico que nos permiten hacer tanto los Autómatas Celulares como los Sistemas MultiAgentes.

Otro resultado importante de este trabajo, es la propuesta de un sistema computacional cuyo propósito es ser un *framework* para construir, de manera visual, modelos de interacciones ecológicas que permitan realizar experimentaciones basadas en un ambiente de simulación. Todo esto utilizando elementos de programación visual, Swarm, Autómatas Celulares, y Sistemas Multiagentes. De tal forma, en este documento se presenta también la línea base de la arquitectura de este sistema, al cual se le denominó SISCOMPLEX. Para el desarrollo de las fases de inicio y elaboración, así como la ejecución de los flujos de trabajo correspondientes a estas dos fases, se utilizó el Proceso Unificado de Desarrollo de Software y el Lenguaje Unificado de Modelado. Cabe destacar que los flujos de trabajo de captura de requisitos, análisis, diseño, e implementación que se aplicaron durante estas dos fases definieron en SISCOMPLEX un arquitectura lo suficientemente flexible y robusta

como para definir, además de modelos de interacciones ecológicas, otro tipo de modelos representativos del comportamiento de un sistema complejo.

Así pues, en este documento se presenta una introducción donde se describe un mapa de ruta de todo nuestro proceso investigativo, destacando nuestra propuesta y la relevancia que ésta tiene de acuerdo a sus impactos. Se presentan los conceptos fundamentales de la ecología como ciencia y su relación con los sistemas complejos. Se describen los modelos poblacionales clásicos en los cuales están basados nuestros casos de estudio. Se describen también los conceptos básicos y la forma en la que utilizamos a los Autómatas Celulares y a los Sistemas Multiagentes como paradigmas de modelación y simulación. Como parte fundamental de este trabajo, se presenta el nuevo modelo de ecosistemas y su representación en UML a través de dos casos de estudio. Por último, se presenta el sistema SISCOMPLEX con toda la documentación referente al proceso de desarrollo hasta la fase de elaboración.

LISTA DE FIGURAS

1.1.	Mapa de ruta de la investigación.	4
2.1.	Espectro de niveles de organización. La ecología se concentra en la porción derecha del espectro, es decir, los niveles de organización que van desde los organismos hasta los ecosistemas.	19
2.2.	Componentes que integran un ecosistema.	24
2.3.	Circulación de energía y materia en un ecosistema generalizado.	25
2.4.	Diagrama funcional de un ecosistema. Los cuatro componentes principales son: flujo de energía, ciclos de materiales, comunidad en sí, y vías de retroalimentación. La comunidad se representa con una red o trama alimenticia de autótrofos (A) y heterótrofos (H). Los sitios de almacenamiento se indican con una S.	25
2.5.	Diagrama funcional de un ecosistema donde se resalta el medio externo.	26
3.1.	Diferentes tipos de distribución de una población en el espacio (A) al azar (B) lineal (C) amontonada.	31
3.2.	Comportamiento de las densidades de acuerdo a los modelos de una sola población. En el modelo exponencial (a) el crecimiento poblacional es continuo e independiente de la densidad, mientras que en el modelo logístico (b) el crecimiento poblacional es continuo y dependiente de la densidad debido a que éste contempla una capacidad máxima de carga para el sistema.	35
3.3.	Diagrama de Espacio-Fase donde se representa el modelo competitivo de Lotka-Volterra. Las líneas punteadas representan los límites de las regiones donde el comportamiento difiere.	36
3.4.	Gráfica Espacio-Fase (A) y Gráfica de dependencia temporal (B) en el modelo de Lotka-Volterra.	37
3.5.	Gráfica que ilustra una respuesta funcional tipo I para los depredadores.	38
3.6.	Gráfica que ilustra una respuesta funcional tipo II para los depredadores.	39
4.1.	Vecindad von Neumann.	46
4.2.	Vecindad Moore.	46
4.3.	Flujo de tránsito de autos aplicando el modelo de Nagel con $V_{max}=3$ y $\rho = 0.5$.	47
4.4.	Diagrama de Bruijn de la regla 43.	48
4.5.	Diagrama de subconjuntos de la regla 43.	48
4.6.	Desplazamientos en una generación que tienen las células al aplicar la regla 43.	49
4.7.	Fragmento del diagrama de Bruijn de LCATRAFFICFLOWVMAX2 el cual tiene un comportamiento equivalente al del modelo de Nagel con $V_{max}=2$.	50
4.8.	Anillos que generan secuencias en las cuales las células no tienen desplazamientos uniformes hacia la derecha.	51
4.9.	Anillos que generan secuencias en las cuales las células tienen desplazamientos uniformes hacia la derecha.	52
4.10.	Algunos ciclos de diferentes periodos de LCATRAFFICFLOWVMAX2.	53
4.11.	Pantalla principal.	54
4.12.	Pantalla donde se especifica la configuración inicial.	55
4.13.	Pantalla donde se genera una configuración inicial aleatoria.	55

4.14.	Pantalla donde se muestra la evolución del Autómata Celular con un arreglo pequeño.	56
4.15.	Pantalla donde se muestra la evolución del Autómata Celular con un arreglo grande.	56
4.16.	Representación de un Sistema MultiAgentes.	57
4.17.	Algunas áreas de aplicación de los Sistema MultiAgentes.	59
5.1.	Malla que compone el espacio de evoluciones de un Autómata Celular.	66
5.2.	Sistema Multiagentes representado en dos dimensiones.	67
5.3.	Modelación en dos capas donde se utiliza un Sistema Multiagentes y un Autómata Celular.	67
5.4.	Diagrama de estados para una presa.	69
5.5.	Diagrama de estados para un depredador.	70
5.6.	Diagrama de clases del Sistema Multiagentes que simula interacciones Depredador-Presa.	72
5.7.	Diagrama de estados para las presas (plantas) y los depredadores.	75
5.8.	Diagrama de clases del Sistema Multiagentes que simula interacciones Depredador-Presa.	76
5.9.	Diagrama de actividades del Sistema Multiagentes que simula interacciones Depredador-Presa.	77
5.10.	Simulación de interacciones Depredador-Presa.	78
5.11.	Comportamiento de las densidades durante la simulación.	78
5.12.	Análisis comparativo entre modelos ecológicos existentes y el modelo propuesto en esta tesis.	81
6.1.	Relaciones que establecen los diversos elementos que integran e/o interactúan con SISCOMPLEX.	90
6.2.	Modelo de dominio del sistema SISCOMPLEX.	91
6.3.	Actores que interactúan con el sistema SISCOMPLEX.	92
6.4.	Modelo de casos de uso del sistema SISCOMPLEX.	93
6.5.	Primer prototipo de interfaz de usuario de SISCOMPLEX.	94
6.6.	Clases de análisis del sistema SISCOMPLEX.	105
6.7.	Diagrama de clases de análisis del sistema SISCOMPLEX.	106
6.8.	Diagrama de paquetes del sistema SISCOMPLEX.	107
6.9.	Realización del caso de uso CargarModelo.	109
6.10.	Realización del caso de uso DefinirModelo.	109
6.11.	Realización del caso de uso EjecutarSimulación.	111
6.12.	Realización del caso de uso IncorporarModeloABiblioteca.	111
6.13.	Realización del caso de uso AbrirArchivoDeModelo.	112
6.14.	Realización del caso de uso GuardarSimulacion.	112
6.15.	Realización del caso de uso EditarModelo.	113
6.16.	Realización del caso de uso InvocarAyuda.	113

6.17. Realización del caso de uso AccederRemotamente.	113
6.18. Realización del caso de uso ImportarDatos.	114
6.19. Realización del caso de uso ExportarDatos.	114
6.20. Realización del caso de uso GuardarModelo.	115
6.21. Realización del caso de uso CompilarModelo.	116
6.22. Diagrama de actividades que describe el subsistema para la definición de modelos.	117
6.23. Diagrama de actividades que describe el subsistema para gestionar las simulaciones.	117
6.24. Diagrama de actividades que describe el subsistema para gestionar las bibliotecas de modelos.	118
6.25. Diagrama de actividades que describe el subsistema para establecer interoperabilidad con un SIG.	118
6.26. Diagrama de actividades que describe el subsistema para brindarle ayuda al usuario.	118

ACRÓNIMOS

AC	Autómata Celular
ACL	Autómata Celular Lineal
AL	Artificial Life
DAI	Distributed Artificial Intelligence
IBM	Individual Based Models
MAS	Multi-Agent System
OMG	Object Management Group
PU	Proceso Unificado
SIG	Sistema de Información Geográfica
SDL	Specification and Description Language
UML	Unified Modeling Language

PARTE I

INTRODUCCIÓN

CAPITULO 1

INTRODUCCIÓN

1.1 ANTECEDENTES Y MAPA DE RUTA DE LA INVESTIGACIÓN

Este proyecto de investigación inicia formalmente en enero de 2003, aunque tiene como antecedente directo el trabajo de maestría [36] en el cual se utilizaron Autómatas Celulares como modelo matemático computacional para la modelación y simulación de flujo de tránsito de autos. Como resultado importante de este trabajo, se obtuvo un autómata celular denominado LCATRAFFICFLOWVMAX2. Utilizando este autómata celular se caracterizó a través de herramientas propias de teoría de gráficas el comportamiento del tránsito vehicular en una dimensión y en una dirección [14]. Otro resultado importante que se obtuvo a partir del antes mencionado, fue el de poner en perspectiva la importancia y trascendencia que tiene el utilizar Autómatas Celulares como paradigma para la modelación y simulación de sistemas complejos. Siguiendo esa línea, se trabajó durante la segunda mitad del año 2002 en el desarrollo de una propuesta para aplicar Autómatas Celulares en la modelación y simulación de sistemas complejos de otra naturaleza y con otras características. En este sentido, se optó por desarrollar la propuesta de investigación tomando como objeto de estudio a los sistemas ecológicos o ecosistemas, esto debido entre otras cosas, a la gran importancia que tiene el manejo sustentable de los recursos naturales en la actualidad.

Como punto de partida se llevó a cabo un análisis del estado del arte para contextualizar el proyecto y ubicar de manera clara el alcance y las aportaciones del mismo. Se analizaron los aspectos fundamentales de la ecología teórica general [10], y debido a que lo que se pretendía era simular fenómenos inherentes a un ecosistema, se optó por enfocarse en el área de ecología poblacional por ser un campo de aplicabilidad natural dadas las características que definen la estructura de un autómata celular. Una vez acotado el campo de acción del proyecto, se analizaron paralelamente diferentes tipos de modelos

poblacionales [96], así como las diversas plataformas computacionales que existen para analizarlos [135]. No obstante, durante el análisis del estado del arte y el desarrollo de los primeros experimentos, se observó que la forma de utilizar a los Autómatas Celulares como paradigma de modelación en ecología representaba un alto grado de complejidad dados los objetivos de la investigación. Por esta razón, se buscó otro paradigma que complementara y fortaleciera el uso de Autómatas Celulares. Como resultado de esta búsqueda y del análisis de las plataformas computacionales, se encontró que los Sistemas MultiAgentes se pueden interrelacionar muy bien con los Autómatas Celulares y explotar así las potencialidades de ambos paradigmas. En este sentido, como parte del análisis de las plataformas computacionales que existen para implementar modelos de simulación ecológicos, se llegó a la conclusión de que efectivamente existe software para simular fenómenos ecológicos, sin embargo, la mayor parte estas herramientas fueron creadas por empresas privadas, lo que trae consigo que no sean gratuitas ni de código abierto, cualidades que son indispensables en el desarrollo de este proyecto. En este sentido, durante la búsqueda de una herramienta con las cualidades antes mencionadas, se ubicó una capaz de llevar a cabo simulaciones de sistemas complejos, y entre ellos, los sistemas ecológicos. Esta herramienta se denomina Swarm y fundamentalmente es un conjunto de bibliotecas codificadas para llevar a cabo simulaciones de sistemas complejos a través de Sistemas MultiAgentes. Swarm encajó bien con lo que se pretendía en este proyecto, porque aunque en Swarm se implemente una simulación a partir del enfoque de Modelación Basada en Agentes, podemos considerar a un autómatas celular como un sistema compuesto por agentes inamovibles. Esto lo pudimos constatar puesto que como parte de los resultados parciales del proyecto se desarrollaron modelos de interacciones ecológicas utilizando los conceptos de Autómatas Celulares y utilizando Swarm para implementar las simulaciones.

A partir del uso de Swarm, se integró a los Sistemas MultiAgentes como paradigma de modelación y se interrelacionó con los Autómatas Celulares en la construcción del nuevo modelo de ecosistemas que se presenta en esta tesis. Como parte de los principales resultados que se obtuvieron están la construcción de dos modelos ecológicos de interacciones depredador-presa [14][136] como casos de estudio en la aplicación del nuevo modelo de ecosistemas propuesto en esta tesis. La importancia de estos dos casos de estudio radica, por un lado, en poder simular una interacción ecológica muy importante en el funcionamiento de un ecosistema; y por otro lado, en poder probar que el modelo propuesto en esta tesis permite hacer análisis microscópico y macroscópico a través de las simulaciones. Además, nuestro modelo permite añadir variantes al problema que se desea simular añadiendo parámetros al modelo de manera dinámica.

Por otro lado, si bien es cierto que Swarm nos representaba una ventaja y una desventaja. La ventaja es que gran parte de los esfuerzos con respecto a Swarm se han concentrado en mejorar y ampliar la implementación, lo que significa que las bibliotecas han ido creciendo, es decir, que cada vez se cuenta con más o mejores rutinas de programación para llevar a cabo simulaciones de sistemas complejos. Sin embargo, uno de los inconvenientes de Swarm es que no cuenta con una

interfaz visual de desarrollo para la implementación de los modelos de simulación. Esta disyuntiva nos permitió visualizar otra posible contribución importante de nuestro proyecto: el contar con un simulador de sistemas complejos que tuviera como atributos el ser gratuito y de código abierto, y el contar con una interfaz visual de usuario para definir los modelos de simulación lo suficientemente amigable como para que cualquier tipo de usuario pudiera implementar sus modelos sin tener que invertir demasiado tiempo en una capacitación especializada.

Así pues, se seleccionó como plataforma el sistema operativo MacOSX, debido a que este sistema está soportado por un núcleo robusto que lo hace muy estable y con un alto nivel de desempeño en las computaciones. Por otro lado. Swarm está codificado en el lenguaje de programación C-Objetivo y este lenguaje viene integrado como lenguaje nativo de MacOSX. De tal forma, las bibliotecas de Swarm forman parte del *BackEnd* que lleva a cabo todos los cálculos. Además, MacOSX tiene integrado todo un ambiente visual para el desarrollo de aplicaciones denominado COCOA [43, 23, 3], de tal forma que se eligió COCOA para la construcción del *FrontEnd* que carece Swarm el cual constituye la interfaz a través de la cual el usuario puede definir él o los modelos con los que desea experimentar.

Al sistema se le denominó SISCOMPLEX, y para la construcción del mismo se utilizaron tres elementos básicos: COCOA, El Lenguaje Unificado de Modelado, el cual es el estándar del Object Management Group, y el Proceso Unificado de Desarrollo de Software, en donde se aplicó el modelo evolutivo de ingeniería de software. La razón por la que se utilizó este modelo es porque la arquitectura del sistema simulador de sistemas complejos desarrollado en esta tesis no se limita solamente a la experimentación de interacciones ecológicas a través de la simulación, sino como un sistema computacional en el cual se puedan definir simulaciones para cualquier tipo de sistema complejo en el cual se puedan aplicar Autómatas Celulares y Sistemas Multiagentes como paradigmas de modelación.

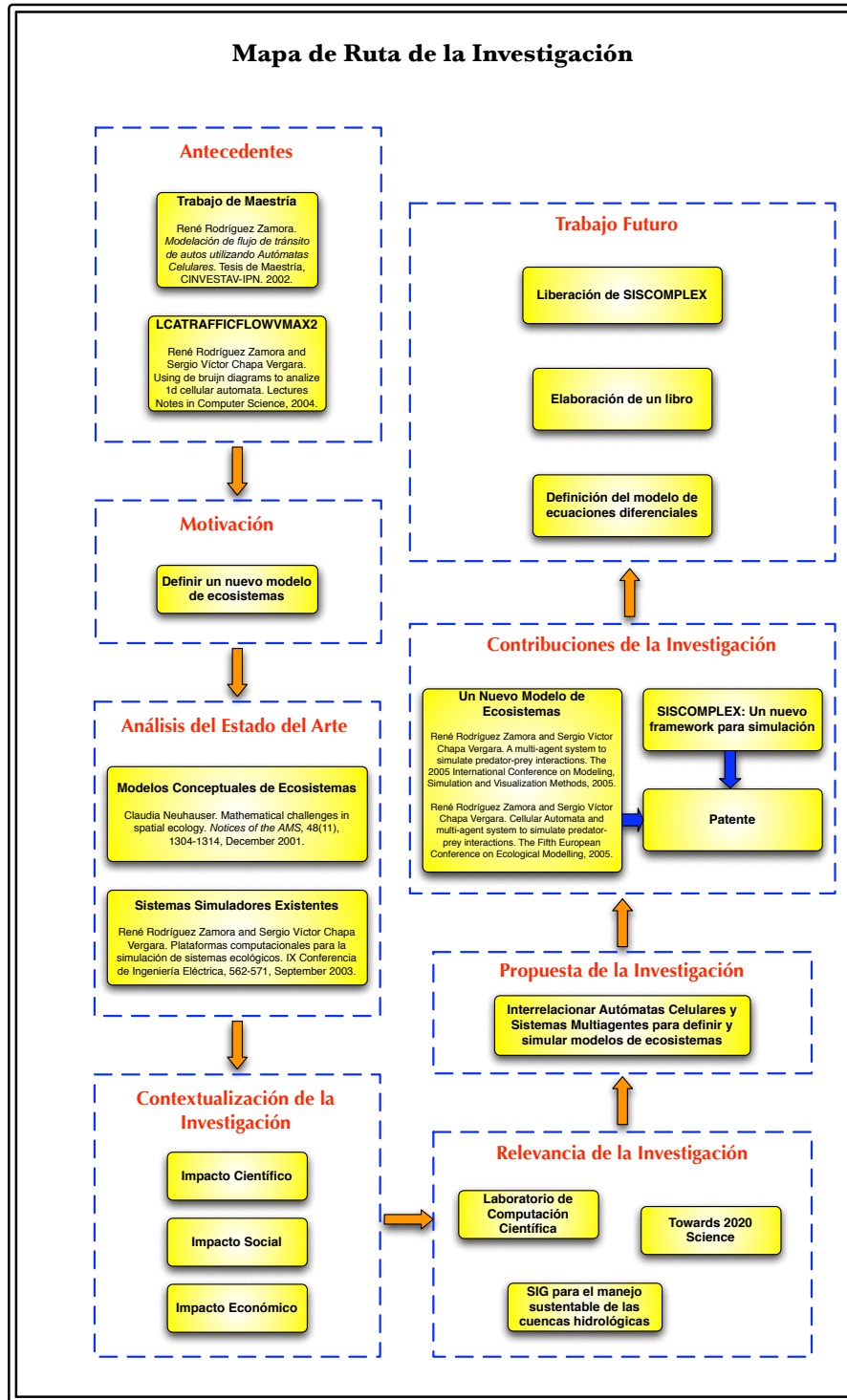


Figura 1.1. Mapa de ruta de la investigación.

1.2 MOTIVACIÓN

En un ecosistema existen interrelaciones entre sus componentes bióticos y abióticos, y esas interrelaciones se modifican a través del tiempo. Los ecosistemas presentan un comportamiento global complejo, en donde las interrelaciones locales son necesarias para la autoregulación del mismo. Los modelos de ecosistemas sirven para tener una versión simplificada de las interacciones ecológicas que ocurren entre las diferentes poblaciones que conforman la comunidad de un ecosistema. De acuerdo a las características de un ecosistema, en donde el comportamiento global surge a partir de interacciones locales, nos lleva a aplicar de manera natural Autómatas Celulares y Sistemas Multiagentes como principales paradigma de modelación. Así pues, la principal motivación de este trabajo de investigación es la definir un nuevo modelo de ecosistemas basado en estos dos paradigmas, y utilizando, además, a UML como lenguaje para la representación de los modelos.

Por otro lado, es importante que los especialistas en computación se involucren y apoyen a la investigación en ecología, ya que de esta manera se puede aprovechar todo el potencial en infraestructura para simulaciones que ofrecen las computadoras actuales en una área que está mayormente dominada por investigaciones teóricas. En este sentido, en México no se cuenta con un sistema computacional de apoyo a los especialistas interesados en el estudio de ecosistemas. SISCOMPLEX es un sistema que servirá para que dichos especialistas realicen sus experimentaciones sobre escalas en las cuales solamente se pueden realizar mediante la simulación por computadora.

1.3 RELEVANCIA DE LA INVESTIGACIÓN

Para dimensionar la relevancia de esta investigación, es necesario, por un lado, identificar sus impactos científico, social, y económico; y por otro lado, contextualizarla de acuerdo a algunos proyectos de investigación importantes que se encuentran actualmente vigentes.

1.3.1 Impacto Científico

Evidentemente los resultados de todo proyecto de investigación deben tener un impacto positivo para el desarrollo del estado del arte. En este sentido, son varias las contribuciones científicas que se obtienen como resultado de esta investigación. Las principales contribuciones de esta investigación que tienen un impacto un impacto científico son:

- Un nuevo paradigma de modelación basado para simular ecosistemas basado en Autómatas Celulares, Sistemas Multiagentes, y programación orientada a objetos.
- Dos modelos de interacciones depredador-presa utilizando el nuevo paradigma de modelación.
- La definición de un nuevo *framework* para simular sistemas complejos.

1.3.2 Impacto Social

El impacto social se desprende directamente de producir herramientas computacionales que de alguna manera coadyuben al manejo sustentable de los recursos naturales. Con esto lo que finalmente se pretende es crear una nueva conciencia social a partir del conocimiento del medio ambiente, y a partir de un ordenamiento territorial y ecológico adecuado, elevar la calidad de vida de las personas.

1.3.3 Impacto Económico

El uso de este nuevo modelo de ecosistemas utilizando, además, un ambiente computacional de simulación, permitiría ayudar en la administración eficiente de los recursos naturales a un costo bajo, puesto que los estudios, experimentos y proyecciones se realizarían por medio de simulaciones, es decir, en un entorno virtual. Con esto podemos disminuir considerablemente las limitaciones logísticas o financieras que pudieran existir. Además, en esta investigación se utilizó solamente software abierto, con la finalidad de tener costos mínimos, una amplia aplicabilidad, y un alto nivel de reutilización.

1.3.4 Towards 2020 Science

Un grupo de expertos de diversas disciplinas que auspiciadas por Microsoft Research decidieron crear un informe al que llamaron *Towards 2020 Science* para tratar de hacer un ejercicio de predicción y prospectiva científica sobre los avances de la ciencia debidos a los avances en computación. Dicho informe fue lanzado oficialmente al público el día 21 de marzo de 2006 en Londres. En este reporte se escribe sobre los esperados avances en las ciencias de la complejidad, y se dedica un apartado a la modelación y simulación de ecosistemas como uno de los desafíos importantes para las áreas de biología, vida artificial, computación, y sistemas complejos.

1.3.5 Laboratorio de Computación Científica

Durante las últimas cuatro décadas del siglo anterior, las computadoras representaron un fuerte pilar para el desarrollo de las ciencias e ingenierías. Hemos sido testigos que la computación y las comunicaciones han sido un catalizador muy importante para la solución de problemas en: matemáticas, biología, química y física. Por ello, en distintos laboratorios del mundo se han cultivado grupos de investigación interdisciplinarios que, por medio del trabajo colaborativo, buscan el entendimiento de problemas complejos.

Es posible observar, a través de los años, el tremendo crecimiento en las capacidades del hardware y las posibilidades que brinda el software adecuado para explotar estas capacidades. La computadora se ha consolidado como un instrumento de cálculo rápido y confiable. Motivo por el cual se ha desarrollado un importante número de programas para la solución de problemas abordados en la física, química y biología.

Actualmente, los investigadores de diversas disciplinas tienen acceso a grandes recursos de computación que incluyen: solución a problemas numéricos y manipulación simbólica, almacenamiento y organización de grandes bases de datos, y análisis y visualización de datos. Sin embargo, su uso requiere del acceso a varias capas o componentes de software que no son completamente entendibles en su base matemática y técnicas computacionales. Entonces, la Ciencia de la Computación, vista como una disciplina experimental, ofrece los métodos y construye las herramientas para coadyuvar en búsqueda de la solución a problemas. Vista como problem-solving, se presenta bajo distintos conceptos: la consulta a una base de datos, la generación de un mapa temático, o bien la observación de un fenómeno biológico a través del tiempo.

El punto ha sido una conexión muy estrecha entre: ciencias, ingeniería, y matemáticas; dando lugar al rápido crecimiento de nuevas áreas dentro del campo de la computación, tales como:

- Computación Científica.
- Física Computacional.
- Bioinformática.
- Ciencias Computacionales e Ingeniería

Todas las propuestas tienen como denominador común la multi-disciplinariedad con: el área de aplicación, la computación, y las matemáticas.

En el Departamento de Computación del CINVESTAV-IPN existe un Laboratorio de Computación Científica el cual tiene por objetivo el resolver problemas complejos mediante entornos computacionales ad-hoc. La idea básica es buscar la solución a problemas donde se involucren tanto la investigación de los distintos tópicos, como el paradigma computacional experimental de simulación y la teoría formal donde se ubican los modelos. Este trabajo de investigación se encuentra incrustado como parte de este laboratorio, el cual crece en infraestructura y se fortalece paulatinamente a través de los proyectos que lo integran.

1.3.6 SIG para el manejo sustentable de cuencas hidrológicas

Los Sistemas de Información Geográfica se han venido utilizando en las últimas décadas en diversos sectores relacionados con la gestión del territorio. El empleo de los SIG's en planificación urbanística y del transporte, manejo de información catastral y demográfica, y planificación agrológica y de los recursos naturales se ha convertido en una práctica habitual en fuerte progresión. La capacidad de los SIG's de servir a la vez como sistema de manejo y de análisis de datos, los convierte en herramienta clave y de gran desarrollo en los próximos años en lo que respecta a las bases geomorfológicas, paisajísticas y ecológicas de la ciencia hidrológica.

El objetivo de este proyecto es construir un Sistema de Información Geográfica que ayude en la toma de decisiones referentes al manejo sustentable de las cuencas hidrológicas.

Como parte de las metas de este proyecto está el interconectar el SIG con SISCOMPLEX, esto para parametrizar modelos hidrológicos con los datos contenidos en la base de datos geográfica y proyectar en mapas temáticos los datos obtenidos como resultado de las simulaciones que se realicen.

1.4 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La gran paradoja es que las naciones industrializadas han tenido éxito gracias al desacoplamiento temporal de la humanidad y la naturaleza, lo cual se ha logrado a través de la explotación de los combustibles fósiles finitos, que se están agotando con rapidez. Sin embargo, a pesar del "éxito", las civilizaciones siguen dependiendo del medio natural, no sólo por su necesidad de energía y materiales, sino por ciertos procesos vitales, como los ciclos del aire y el agua. Las leyes básicas de la naturaleza no han sido derogadas; lo único que ha sucedido es que su carácter y relaciones cuantitativas han

cambiado conforme la población humana mundial, con su portentoso consumo de energía, ha multiplicado el poder que tiene el hombre para alterar el medio ambiente. De acuerdo con esto, la supervivencia de la humanidad depende del conocimiento del ambiente y la adopción de medidas inteligentes para preservar y mejorar la calidad de éste, lo que se logrará con una tecnología armónica con la naturaleza.

En este sentido, desde su surgimiento, el cual se remonta al siglo XIX, la ecología ha sido una área del conocimiento muy importante ya que tiene una relación directa con la investigación cuyo objetivo tiene que ver con la conservación y mejoramiento de las condiciones de vida de nuestro planeta.

La ecología estudia, entre otras cosas, procesos que tienen que ver con la purificación del agua, mantenimiento del suelo, control de plagas, reciclado de nutrientes, etc. Estos procesos ecológicos son controlados por complejas interacciones de unas especies con otras y con su medio ambiente, y sirven para autoregular los diversos ecosistemas que integran al que podemos considerar el ecosistema mayor: la tierra.

Durante el análisis de las diversas interacciones que se dan en los ecosistemas, en muchas ocasiones no es factible el desarrollo de experimentos de laboratorio debido, por ejemplo, a que las escalas espaciales o temporales sobre las cuales se pretenden realizar predicciones son demasiado grandes. Por esta razón, es necesaria la creación de modelos que permitan obtener los resultados que se buscan ya que a través de éstos es posible realizar predicciones para grandes escalas. Es decir, aunque el universo en el cual vivimos es tan complejo que es prácticamente imposible de visualizar de forma integral en detalle, podemos estudiarlo y comprenderlo a través de simplificaciones. En este sentido, los modelos son el mecanismo de conceptualización más simple por medio del cual establecemos el pensamiento. Los modelos representan sistemas. Un sistema es un conjunto de partes interconectadas a través de relaciones, las cuales se establecen para alcanzar o cumplir un propósito determinado. Partes típicas de nuestro planeta son los lagos, los ríos, los océanos, las montañas, los organismos, las personas, o las ciudades; algunas grandes y algunas pequeñas. Los procesos que surgen como parte de los sistemas a través de las relaciones, conectan todo de manera coherente para establecer y mantener el equilibrio en la naturaleza. Nuestro mundo es realmente un enorme sistema complejo, el cual de alguna manera podemos estudiar mediante simplificaciones, las cuales se obtienen con la creación de modelos. Para hacer esto, primero definimos una caja imaginaria en nuestras mentes alrededor de los sujetos de interés, delimitando así el sistema que pretendemos analizar. Posteriormente, a través de símbolos, modelamos los procesos de interés para el análisis representando tanto los elementos que componen el sistema, como las relaciones que éstos establecen. En este sentido, durante el análisis de las diversas interacciones que ocurren en un ecosistema, en muchas ocasiones no es factible el desarrollo de experimentos debido, por ejemplo, a que la escala espacial o temporal es demasiado grande para llevar a cabo predicciones. En este contexto, los modelos proporcionan una oportunidad

para explorar ideas referentes a los sistemas ecológicos las cuales no nos es posible estudiar mediante experimentos de campo debido limitaciones logísticas, financieras, o políticas. Los modelos en ecología sirven para una variedad de propósitos, los cuales van desde ilustrar una idea hasta parametrizar una situación compleja del mundo real. Los modelos pueden ayudar a diseñar experimentos, a probar hipótesis, o a desarrollar nuevas hipótesis e ideas. Los modelos no son el último punto de referencia para resolver controversias, pero juegan un rol importante en el estudio de las consecuencias de hipótesis alternativas. Podemos distinguir a los modelos entre modelos analíticos y modelos de simulación. En los modelos analíticos o estáticos, el resultado depende de la entrada (un cierto número de parámetros). Este tipo de modelos los podemos implementar utilizando, por ejemplo, una hoja de cálculo. Sin embargo, la solución no siempre existe, o puede ser muy difícil encontrarla. Es entonces cuando la simulación, o la modelación dinámica se puede aplicar. Un modelo de simulación se puede considerar como un conjunto de reglas (por ejemplo, máquinas de estados, Autómatas Celulares, Sistemas Multiagentes) que definen cómo el sistema que está siendo modelado cambiará en el futuro en relación al estado actual. La simulación es el proceso de "ejecutar" un modelo de manera continua o discreta y observar como se modifica su estado a través del tiempo. En general, para problemas complejos donde la dinámica a través del tiempo es importante, los modelos de simulación es la vía de análisis más adecuada.

Con el paso del tiempo, en la modelación ecológica, como en muchos otros campos de investigación, se han aprovechado los adelantos tecnológicos que se han tenido en su momento en cuanto al hardware y software de las computadoras; y en este caso en particular, se utiliza la capacidad de procesamiento que ofrecen las computadoras actuales, la capacidad de almacenamiento, y el desarrollo de los lenguajes de programación para llevar a cabo experimentos mediante la implementación de simulaciones.

Desde hace varias décadas se han desarrollado modelos de interacciones ecológicas, sin embargo, algunas de las problemáticas que existen con respecto a estos modelos son:

- Las interacciones se pueden analizar a nivel cuantitativo, más que cualitativo.
- No se incluye de manera explícita el elemento espacial.
- No son fáciles en su tratamiento, y es difícil hacer análisis cualitativo y cuantitativo por medio de la simulación por computadora.

De tal forma, a través de muchos de los modelos existentes es difícil estudiar aspectos acerca del comportamiento de las especies los cuales están relacionados con las características propias de los individuos.

1.5 PROPUESTA DE LA TESIS

La propuesta de esta tesis es utilizar Autómatas Celulares y Sistemas Multiagentes para un nuevo modelo de ecosistemas que permita llevar a cabo la modelación y simulación de interacciones ecológicas en el entorno de un *framework* computacional. En particular, tomamos como casos de estudio las interacciones ecológicas tipo depredador-presa y sus respectivas relaciones de competencia tanto intraespecífica como interespecífica.

Por lo tanto, este trabajo persigue los siguientes objetivos:

- Analizar interacciones entre poblaciones ecológicas de una o más especies.
- A partir del análisis, obtener y especificar los modelos de interacciones ecológicas capaces de simular comportamiento macroscópico complejo.
- Construir un sistema computacional que simule los modelos de interacciones ecológicas previamente analizados. Este sistema igualmente utilizará Autómatas Celulares y Sistemas Multiagentes como principales paradigmas para llevar a cabo la implementación de las simulaciones. Finalmente, se pretende que el sistema simulador de pueda ser un marco de referencia para las personas que realizan investigación en el campo de los sistemas complejos, y en consecuencia, sirva de ayuda, entre otras cosas, en la toma de decisiones.

Para llevar a cabo los objetivos, en esta tesis se utilizan, como ya hemos mencionado anteriormente, Autómatas Celulares y Sistemas Multiagentes. Además, adicionalmente se utilizan otras herramientas, de entre las cuales destacamos las siguientes:

- Modelos de Base Individual.- Los modelos de base individual *Individual-Based Models* (IBM) [54]. Los IBM (también conocidos como Entity o Agent Based Models) se utilizan para llevar a cabo simulaciones con la finalidad de observar las consecuencias globales que resultan de las interacciones locales entre los individuos de una población determinada. Los IBM típicamente constan de un número de individuos los cuales son definidos en términos de sus características y su comportamiento. También constan de un ambiente o “mundo” en el cual viven y es el “lugar” en el cual ocurren las interacciones entre los individuos. Los IBM se consideran como un subconjunto de los Sistemas Multiagentes [18][135] debido a que éstos últimos básicamente están compuestos de una colección de partes o individuos (agentes) interactuando.
- Swarm.- Swarm [13][54][112]. Swarm fue creado por Chris Langton en 1994 en el Instituto de Santa Fe. Swarm es un conjunto de bibliotecas y herramientas las cuales fueron construidas utilizando el lenguaje de programación Objective-

C. Swarm permite hacer simulaciones de sistemas complejos los cuales son modelados utilizando agentes. Swarm está diseñado para la creación jerárquica de objetos computacionales. El objeto ObserverSwarm se crea primero, y éste a su vez crea una interfaz de usuario y también instancia al objeto ModelSwarm, el objeto ModelSwarm crea entonces los niveles inferiores y agenda sus actividades. El Swarm es un tipo especial de objeto, éste “contiene” un cierto número de objetos dentro de él. Estos objetos constituyen los varios “actores” o “agentes” en nuestros modelos. El objeto Swarm también maneja la ejecución de los objetos que están contenidos de él vía otra clase especial de objeto llamado “Activities”. Los objetos Activities son esencialmente “listas” de mensajes que se envían a través de los objetos. Así pues, un objeto Swarm contiene una colección de objetos y una colección de agendas de eventos para estos objetos. El objeto ObserverSwarm es otro tipo especial de objeto. El ObserverSwarm “sondea” el modelo en sí mismo. A través del objeto ObserverSwarm el usuario puede interactuar directamente con la simulación de su modelo. En resumen, los objetos pueden encapsular otros objetos, y los Swarms pueden encapsular otros Swarms. El ObserverSwarm puede llevar a cabo la creación del modelo swarm dentro de sí mismo, el cual a su vez creará los actores o agentes los cuales interactuarán durante la simulación.

- El Lenguaje Unificado de Modelado (UML).- UML [65][66] es un lenguaje de modelado visual de propósito general creado por Grady Booch, James Rumbaugh e Ivar Jacobson en 1997. Se utiliza para especificar, visualizar, construir, y documentar componentes de sistemas software. También se puede utilizar para modelar negocios y otro tipo de sistemas no computacionales (por ejemplo, sistemas ecológicos). Por medio de UML es posible analizar, diseñar, configurar, mantener, y controlar la información de dichos sistemas. UML es el estándar adoptado por el OMG (Object Management Group) para la modelación orientada a objetos. Como su nombre lo indica, uno de los propósitos principales por los cuales se creó UML es el de unificar criterios basados en experiencias pasadas con respecto a las técnicas de modelación, además de que en éste se incorporan las mejores técnicas de ingeniería de software en un enfoque estándar. UML incluye elementos semánticos, notación, y guías de estilo. Con UML se captura información acerca de la estructura estática y el comportamiento dinámico de un sistema. Tal sistema se modela como una colección de objetos discretos que interactúan para ejecutar una tarea. UML ha probado ser exitoso en la modelación de grandes y complejos sistemas. Nosotros utilizamos UML por las siguientes razones:
 - Para manejar la complejidad. - A través de la modelación visual podemos definir de manera sencilla el comportamiento de los elementos que forman parte de un sistema a nivel individual utilizando el enfoque *bottom-up*.
 - Modelar el sistema independientemente del lenguaje de programación.- Esto debido a que UML es un lenguaje de modelación, y no un lenguaje de programación. En este caso utilizamos el lenguaje de programación Objective-C para la implementación.

- Para promover la reutilización. - Debido a la naturaleza de UML, podemos reutilizar componentes UML definidos para un sistema en la definición de otro modelo de otro sistema que lo requiera.
- El Proceso Unificado.- El proceso unificado (UP) de desarrollo de software [66] es una metodología; nos dice los recursos humanos, las actividades y artefactos que necesitamos utilizar, desarrollar o crear para modelar un sistema software. El Proceso Unificado utiliza UML como su sintáxis de modelado visual subyacente.

1.6 DESCRIPCIÓN DEL DOCUMENTO

Debido a la naturaleza multidisciplinaria de este trabajo de investigación, optamos por dividirlo en cuatro partes. A continuación se describen brevemente cada una de ellas y sus respectivos capítulos.

- **Parte I.** Introducción.
 - **Capítulo 1.** Introducción. En este capítulo se presenta el trabajo de investigación. Se describe, a través de un mapa de ruta, todo el proceso investigativo, destacando la relevancia y aportaciones de la tesis a través de la identificación de sus impactos y la contextualización con otros proyectos de investigación vigentes. Por último, se hace una breve reseña de cada parte y los respectivos capítulos que conforman la estructura del presente documento.
- **Parte II.** Teoría de los Sistemas Ecológicos. En esta parte se presentan los conceptos fundamentales referentes a la teoría y los modelos ecológicos.
 - **Capítulo 2.** Conceptos Fundamentales. En este capítulo se exponen algunos antecedentes históricos de la ecología como ciencia y su relación con los sistemas complejos, además se explica la estructura y el funcionamiento de un ecosistema.
 - **Capítulo 3.** Los Modelos en Ecología. En este capítulo se describen varios modelos poblacionales con diferentes características de acuerdo al enfoque que manejan. Estos modelos están basados en ecuaciones diferenciales.
- **Parte III.** Interrelación AC y MAS: Un nuevo modelo de ecosistemas. En esta parte se presenta un panorama general de los Autómatas Celulares y los Sistemas MultiAgentes.
 - **Capítulo 4.** Autómatas Celulares y Sistemas MultiAgentes como paradigmas de modelación. En este capítulo se explica la estructura y modo de operación de los Autómatas Celulares y los Sistemas MultiAgentes, y cómo es que se interrelacionan para la definición del nuevo modelo de ecosistemas.

- Capítulo 5. Definición del nuevo modelo de ecosistemas. En este capítulo se presenta el nuevo modelo de ecosistemas y su representación en UML a través de dos casos de estudio.
- Capítulo 6. SISCOMPLEX: Un nuevo *framework* para simulación. En este capítulo se presenta la documentación que soporta las fases de inicio y elaboración durante el proceso de desarrollo del sistema simulador de sistemas complejos al cual denominamos SISCOMPLEX.
- **Capítulo 7.** Conclusiones. Se presentan las conclusiones finales, los resultados obtenidos y los trabajos futuros.

REFERENCIAS

1. Scott Anguish, Erik M. Buck, and Donald Yacktman. *Cocoa Programming*. Sams Publishing, 2002.
2. Eric Bonabeau, Marco Dorigo, and Guy Theraulaz. *Swarm Intelligence*. Oxford University Press, 1999.
3. F. Bousquet and C. Le Page. Multi-agent simulations and ecosystem management: a review. *Ecological Modelling*, 176:313–332, 2004.
4. Bill Cheeseman. *Cocoa Recipes for MacOSX*. Peachpit Press, 2003.
5. Simson Garfinkel and Michael K. Mahoney. *Cocoa Applications*. O'REILLY, 2002.
6. David Hiebeler. The swarm simulation system and individual-based modeling. In *Decision Support 2001: Advanced Technology for Natural Resource Management*, Toronto, September 1994.
7. Ivar Jacobson, Grady Booch, and James Rumbaugh. *The Unified Modeling Language. Reference Manual*. Addison Wesley, 1999.
8. Ivar Jacobson, Grady Booch, and James Rumbaugh. *The Unified Software Development Process*. Addison Wesley, 1999.
9. Claudia Neuhauser. Mathematical challenges in spatial ecology. *Notices of the AMS*, 48(11):1304–1314, December 2001.
10. E. P. Odum. *Fundamentals of Ecology*. Philadelphia: W. B. Saunders, 1971.
11. S.D.G. Swarm Development Group. 2005.
12. René Rodríguez Zamora. Modelación de flujo de tránsito de autos utilizando autómatas celulares. Master's thesis, CINVESTAV-IPN, September 2002.
13. René Rodríguez Zamora and Sergio V. Chapa Vergara. Plataformas computacionales para la simulación de sistemas ecológicos. In CINVESTAV-IPN, editor, *IX Conferencia de Ingeniería Eléctrica*, pages 562–571, D.F., México, September 2003.
14. René Rodríguez Zamora and Sergio V. Chapa Vergara. Using de bruijn diagrams to analyze 1d cellular automata. In *ACRI*, pages 306–315, 2004.
15. René Rodríguez Zamora and Sergio V. Chapa Vergara. Cellular automata and multi-agent systems to simulate predator-prey interactions. In *Proceedings of The Fifth European Conference on Ecological Modelling*. Institute of Physicochemical and Biological Problems in Soil Science, 2005.
16. René Rodríguez Zamora and Sergio V. Chapa Vergara. A multi-agent system to simulate predator-prey interactions. In *Proceedings of The 2005 International Conference on Modeling, Simulation and Visualization Methods, MSV' 05*, Las Vegas, Nevada, USA, June 2005.

PARTE II

TEORÍA DE LOS SISTEMAS ECOLÓGICOS

CAPITULO 2

CONCEPTOS FUNDAMENTALES

La ecología tuvo importancia práctica desde el origen de la humanidad. Para sobrevivir en la sociedad primitiva, todos los individuos necesitaron conocer su ambiente; es decir, las fuerzas de la naturaleza y las plantas y animales que los rodeaban. La civilización, de hecho, tuvo su principio con el uso del fuego y otros instrumentos que permitieron modificar el ambiente. Debido a los logros tecnológicos, el hombre parece depender menos del medio natural para subsistir; esto ha ocasionado que se olvide la continua dependencia de la humanidad respecto de la naturaleza. La ecología estudia precisamente las diversas y complejas relaciones de dependencia entre los elementos que conforman la biósfera. En este capítulo se presentan algunos antecedentes históricos acerca del surgimiento de la ecología como ciencia, además de definiciones fundamentales relacionadas con este trabajo de investigación.

2.1 LA ECOLOGÍA COMO CIENCIA

De acuerdo al *Oxford English Dictionary*, la ecología es la “rama de la biología que estudia las relaciones de los organismos unos con otros y con el medio ambiente en el cual viven”. La palabra *ecología* tiene su origen en los términos griegos *oikos*, que significa “casa”, y *logos*, que significa “estudio”. Así pues, el estudio de la casa ambiental comprende todos los organismos que viven en ella y todos los procesos funcionales que la hacen habitable. Entonces, literalmente, la ecología es el estudio de “la vida en casa”.

La esencia de la ecología se encuentra en la infinidad de mecanismos (bióticos y abióticos) e interrelaciones implicadas en el movimiento de energía y nutrientes, los cuales regulan la estructura y la dinámica de las poblaciones que conforman las diversas comunidades que habitan nuestro planeta. Como muchos de los campos de la biología contemporánea, la ecología es multidisciplinaria y su campo es casi ilimitado.

Hay que reconocer a los biólogos y geógrafos un papel fundamental en los inicios de la ecología. Es justo recordar el aporte considerable de los griegos clásicos. Por ejemplo, Aristóteles, además de filósofo, fue biólogo y naturalista. Basta citar sus libros sobre la vida y costumbres de los peces, fruto de sus diálogos con pescadores y sus largas horas de observación personal. Si nos trasladamos al siglo XVIII, cuando la biología y la geografía se están transformando en las ciencias modernas que hoy conocemos, es imprescindible reconocer el carácter absolutamente ecológico del trabajo de los fisiologistas de la época, en su progresivo descubrimiento de las relaciones entre la vida vegetal y animal con los factores abióticos tales como la luz, el agua o el carbono. Por ejemplo, Anton van Leeuwenhoek, mejor conocido por la invención del primer microscopio, fue un pionero en el estudio de las cadenas tróficas y la regulación de las poblaciones [36], dos áreas muy importantes de la ecología moderna.

Dentro del ambiente evolucionista del siglo XIX, el biólogo y zoólogo alemán Ernst Haeckel (1834-1919) es considerado el padre de la ecología, porque fue el primer científico que se propuso la creación de un neologismo especial para definir las relaciones entre los seres vivos y sus hábitats (otro neologismo que se iba popularizando para definir el ambiente físico en el cual vive una determinada especie). Haeckel se inspiró en la palabra economía y utilizó el término *Oekologie* en 1866, aunque la palabra se popularizó en los ambientes especializados hasta la década de los 1870's.

Según Haeckel, la ecología agrupa los conocimientos referentes a la economía de la naturaleza y la investigación de los principios que regulan todas las relaciones del animal tanto con su medio inorgánico como orgánico, incluyendo sobre todo la relación amistosa y hostil con aquellos animales y plantas con los que se relaciona directa e indirectamente. En otras palabras, la ecología es el estudio de todas las complejas interrelaciones a las que Darwin se refería como las condiciones de la lucha por la existencia.

El inicio de la ecología como nueva ciencia surge como fruto de trabajos interdisciplinarios de la segunda mitad del siglo XIX. El trabajo en equipo de científicos interesados en analizar problemas referentes a diversas áreas del conocimiento como: biología, paleontología, geografía, oceanografía, geología, etc., permitieron la constitución de una nueva ciencia biológica, especializada en las relaciones que existen entre los organismos y sus ambientes abióticos.

Como un campo reconocido de la ciencia, la ecología se remonta al año 1900. En un principio, el campo se dividió en ecología animal y ecología vegetal, pero el concepto *biótico* de F. E. Clements y V. E. Shelford [4], los conceptos de *cadena trófica* y *ciclos de los elementos* de Raymond Lindeman y G. E. Hutchinson [82] [9], y los estudios sobre lagos de E. A. Birge y Chauncy Juday [134], entre otros, ayudaron a establecer las teorías básicas para un campo unificado de la ecología general.

Finalmente, a partir de un movimiento de concientización ambiental surgido a finales de la década de los 1960's, las personas se interesaron por temas como: contaminación, manejo de recursos naturales, crecimiento de las poblaciones, y consumo de energía, lo cual tuvo su impacto sobre la ecología académica. Antes de la década de los 1970's, la ecología se contemplaba en gran parte como una subdivisión de la biología. Los ecólogos pertenecían a los departamentos de biología de las universidades, y en general, solo se ofrecían cursos de la materia en los programas de ciencias biológicas. Si bien la ecología sigue teniendo sus raíces en la biología, se ha consolidado como una disciplina integradora totalmente nueva, que relaciona procesos físicos y biológicos, y que tiende un puente entre las ciencias naturales y las ciencias sociales [102]. En la actualidad muchas instituciones educativas ofrecen cursos sobre el tema y tienen departamentos o institutos de ecología independientes. Además, algunas universidades ofrecen posgrados interdisciplinarios en ecología. Mientras el campo de esta rama de la ciencia se expandía, se intensificaron los estudios sobre la manera en la que los individuos y las especies interactúan y utilizan los recursos. En este sentido, muchos de los conceptos fundamentales de lo que se denomina el "enfoque evolutivo" de la ecología, tuvieron su origen en el trabajo de Robert MacArthur sobre dinámica de poblaciones y comunidades [108].

2.2 ORGANIZACIÓN JERÁRQUICA DE LA ECOLOGÍA

La mejor manera de delimitar la ecología moderna es visualizarla como un "espectro biológico" con niveles de organización, como se muestra en la Figura 2.1.

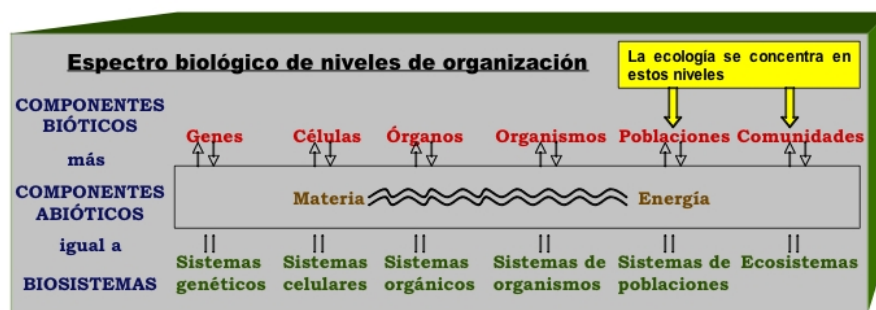


Figura 2.1. Espectro de niveles de organización. La ecología se concentra en la porción derecha del espectro, es decir, los niveles de organización que van desde los organismos hasta los ecosistemas.

Los términos comunidad, población, organismo, órgano, célula, y gen, se utilizan ampliamente para designar importantes niveles bióticos en orden jerárquico de mayores a menores. La interacción de los componentes bióticos con el medio físico (energía y materia) en cada nivel produce sistemas funcionales característicos (por ejemplo, sistemas genéticos, sistemas celulares, sistemas de organismos, etc.). Los sistemas que contienen elementos vivos (sistemas biológicos o biosistemas)

pueden ser concebidos o estudiados en cualquier nivel, como se aprecia en la Figura 2.1., o en cualquier posición intermedia que convenga o sea práctica para un análisis. Por ejemplo, los sistemas huésped-parásito, o cualquier sistema de dos especies de organismos mutuamente relacionados (como la asociación entre un hongo y una alga que constituye los líquenes), son niveles intermedios entre población y comunidad.

La ecología se relaciona en gran parte con la porción derecha del espectro, es decir, con los niveles superiores al de organismo. En ecología el término población (acuñado originalmente para denotar un grupo humano) abarca grupos de individuos de cualquier especie. Asimismo, el término comunidad comprende, en el sentido ecológico, todas las poblaciones que ocupan cierta área. Finalmente, una comunidad y el ambiente abiótico funcionan juntos como un *sistema ecológico* o *ecosistema*.

2.3 LA ECOLOGÍA Y LOS SISTEMAS COMPLEJOS

La organización jerárquica que se ilustra en la Figura 2.1. constituye un marco apropiado para subdividir y estudiar las situaciones complejas que ocurren en los diferentes niveles de organización o sistemas.

Un sistema consta de componentes regularmente interactuantes e interdependientes que forman un todo unificado; o, desde otro punto de vista, consta de una serie de relaciones mutuas que constituyen una entidad identificable, real o teórica [79].

Al sistema biológico más grande y prácticamente autosuficiente suele denominársele biósfera o ecósfera. Este sistema abarca a todos los organismos vivos del planeta, además de sus interacciones con el medio físico global, funcionando como un todo para mantener al sistema estable en cuanto al flujo de energía proveniente del Sol y el sumidero térmico.

En las últimas décadas, la ciencia que estudia la biósfera insiste en su complejidad. Las mismas imágenes del planeta visto desde el espacio, nos han ayudado a ver a la Tierra como una gigantesca nave espacial en la que bosques, océanos, atmósfera, y seres vivos están enlazados por innumerables dependencias que forman un todo común. Podemos considerar que la biósfera y sus subsistemas poseen las características que definen a un *sistema complejo*.

Un sistema complejo está compuesto por varias partes interconectadas, en donde dichas interconexiones contienen información oculta al observador. Es decir, en un sistema complejo existen variables ocultas cuyo desconocimiento nos impide analizar el sistema con precisión. Cuando en un sistema complejo alguno de sus elementos es modificado, todos los

demás elementos se ven afectados, y por tanto, todo el conjunto cambia. Así pues, un sistema complejo es más que la suma de sus partes, porque las relaciones entre sus componentes son muchas y muy variadas, y son estas relaciones las que más influyen en el comportamiento y la forma de ser del sistema. Un ejemplo típico de sistemas complejos son la Tierra y los ecosistemas que la conforman. De tal forma, para describir un sistema complejo hace falta no sólo conocer el funcionamiento de las partes, sino también conocer como se relacionan entre sí.

Algunas de las características más importantes de los sistemas complejos son:

- **El todo es más que la suma de sus partes.**- En un sistema complejo, la información contenida en el conjunto es superior a la suma de la información de cada parte analizada individualmente.
- **Tienen un comportamiento difícilmente predecible.**- Debido a la enorme complejidad de estos sistemas, sólo somos capaces de prever su evolución futura hasta ciertos límites, siempre asumiendo un margen de error muy creciente con el tiempo. Para realizar predicciones más o menos precisas de un sistema complejo, frecuentemente se utilizan herramientas matemáticas de probabilidad, estadística, o ecuaciones diferenciales; aunque recientemente se están utilizando como herramientas complementarias modelos matemáticos computacionales tales como: autómatas celulares y sistemas multiagentes [17] [45] [56].
- **Son sistemas fuera del equilibrio.**- Los sistemas complejos no pueden automantenerse si no reciben un aporte constante de energía.
- **Poseen cierta capacidad de autoorganización.**- Todo sistema complejo emerge a partir de la interacción entre sus partes, y fluctúa hasta quedar fuertemente estabilizado en un atractor. Esto se logra por medio de toda una serie de retroalimentaciones positivas y negativas que atenúan cualquier modificación provocada por un accidente externo. Se puede decir que el sistema "reacciona" ante agresiones externas que pretendan modificar su estructura. Esta capacidad sólo es posible mantenerla (sin ayuda externa) mediante un aporte constante de energía.
- **Emergencia.**- Este concepto es el que relaciona el todo con las partes. Se dice que existe complejidad emergente cuando el comportamiento colectivo de un conjunto de elementos da como resultado de sus interacciones un sistema complejo. Esto se explica con más detalle a continuación.

Una consecuencia importante de la organización jerárquica que se menciona en la sección anterior, es que al combinarse los componentes o subgrupos para producir entidades funcionales de mayores dimensiones, emergen nuevas propiedades que no estaban presentes en el nivel inmediato inferior. Conforme a esto, no es posible predecir una propiedad emergente de

un nivel o unidad ecológica con base en el estudio de sus componentes. Otra manera de expresar este concepto es a través de la idea de *principios no reducibles*; es decir, propiedades del todo que no son reducibles a la suma de las propiedades de las partes. Si bien los descubrimientos que se hacen en un nivel ayudan a comprender el nivel superior inmediato, jamás explican por completo los fenómenos que ocurren en este último, que debe ser estudiado en sí para conocerlo a fondo.

Fiebleman [39] postuló que surge cuando menos una propiedad con la integración de cada componente a la nueva agrupación. Salt [111] sugiere que debe establecerse una distinción entre las propiedades emergentes y las propiedades colectivas, ya que estas últimas son resultado de la suma del comportamiento de las partes. Ambas propiedades corresponden al todo, sin embargo, las propiedades colectivas no son características nuevas o únicas que hayan resultado del funcionamiento de la unidad entera. En este sentido, la tasa de natalidad de una especie es un ejemplo claro de propiedad colectiva, ya que ésta representa la suma de los nacimientos individuales en un tiempo dado, lo cual se expresa como una fracción o porcentaje del número total de individuos en la población. En cambio, las propiedades emergentes surgen porque los componentes interactúan, y no porque la naturaleza básica de los mismos haya cambiado. Es decir, las partes no se han “fundido”, sino que se han integrado para producir propiedades nuevas y especiales.

Algunos atributos se vuelven más complejos y variables conforme se avanza de izquierda a derecha en la jerarquía de niveles de organización del espectro biológico que se muestra en la Figura 2.1., aunque algunos otros atributos se vuelven menos complejos y variables conforme se avanza de las unidades pequeñas hacia las grandes. Puesto que hay mecanismos homeostáticos, es decir, controladores y equilibradores, fuerzas y contrafuerzas que actúan en todas partes, la amplitud de las oscilaciones tiende a disminuir cuando las unidades pequeñas funcionan dentro de las unidades mayores. Estadísticamente, la varianza del todo es menor que la suma de las varianzas de las partes. Por ejemplo, la tasa de fotosíntesis de un bosque es menos variable que la de las hojas o árboles individuales que integran esa comunidad, ya que cuando una parte reduce su productividad, hay otra que la incrementa para compensar.

2.4 CONCEPTO DE ECOSISTEMA

En la biósfera, los organismos vivos y su medio abiótico se relacionan de manera inseparable e interactúan mutuamente. Cualquier unidad (biosistema) que incluya a todos los organismos que funcionan juntos (comunidad biótica) en una área determinada, interactuando con el medio físico, de tal manera que un flujo de energía conduzca a la formación de estructuras bióticas claramente definidas y al ciclaje de materia entre las partes vivas y no vivas, es un *sistema ecológico* o *ecosistema*.

El ecosistema es la unidad funcional básica en ecología, puesto que incluye a los organismos y al medio abiótico, cada uno de los cuales influye sobre las propiedades del otro y que, en conjunto, son necesarios para el mantenimiento de la vida en nuestro planeta.

El ecólogo inglés A. G. Tansley fue quien propuso por primera vez el término *ecosistema* en 1935, aunque por supuesto el concepto no es tan reciente. Por ejemplo, Karl Mobius escribió en 1877 sobre la comunidad de un arrecife de ostras refiriéndose a dicha comunidad como “biocenosis”. Además, en 1887, S. A. Forbes escribió su ensayo clásico sobre un lago, al que denominó “microcosmos”.

Independientemente del medio que estudiaran, los biólogos de principios del siglo XX comenzaron a tener la idea de que la naturaleza funciona como un sistema. Sin embargo, no fue sino hasta el planteamiento de una teoría de sistemas generales, propuesta casi medio siglo después por Bertalanffy [11] y otros autores, cuando algunos ecólogos como Hutchinson [9], Margalef [86], Watt [127], Patten [15], Van Dyne [35] y H.T. Odum [101] comenzaron a desarrollar el campo de la ecología de ecosistemas.

2.4.1 Estructura de un ecosistema

En la Figura 2.2. podemos observar que los componentes de un ecosistema son los siguientes:

- Componentes abióticos:
 - Sustancias inorgánicas (C, N, CO, H, O y otras más) que participan en los ciclos de materiales.
 - Compuestos orgánicos (proteínas, carbohidratos, lípidos, etc.), que enlazan lo biótico con lo abiótico.
 - Aire, agua y substrato del ambiente, que comprende el régimen climático y otros factores físicos.
- Componentes bióticos:
 - Productores, organismos autótrofos, sobre todo plantas verdes que sintetizan alimentos a partir de sustancias inorgánicas simples.
 - Macroconsumidores o fagótrofos (de phagos, comer), organismos heterótrofos, principalmente animales, que ingieren otros organismos o materia orgánica en partículas.
 - Microconsumidores, saprótrofos (de sapos, descomponer), desintegradores u osmótrofos (de osmos, pasar a través de un membrana), organismos heterótrofos, principalmente bacterias y hongos, que obtienen su energía

por degradación de tejidos muertos o por absorción de materia orgánica exudada por plantas u otros organismos, o extraída de los mismos. Las actividades desintegradoras de los saprótrofos liberan nutrientes orgánicos que pueden utilizar los productores; asimismo, proporcionan alimento a los macroconsumidores y en no pocos casos excretan sustancias de tipo hormonal que inhiben o estimulan otros componentes bióticos del ecosistema.

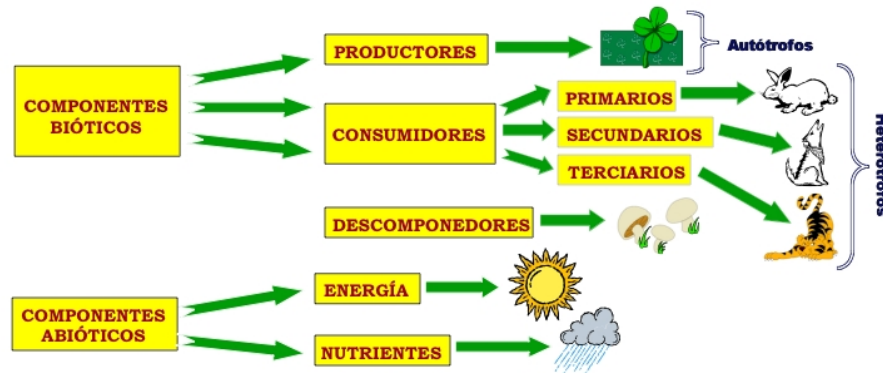


Figura 2.2. Componentes que integran un ecosistema.

2.4.2 Funcionamiento de un ecosistema

Los componentes y procesos que hacen funcional al ecosistema se presentan en la Figura 2.4. La interacción de los tres componentes básicos, a saber: 1) la comunidad, 2) el flujo de energía y 3) los ciclos de materiales, se esquematizan con un modelo simplificado de compartimientos. El flujo de energía es uni-direccional; una parte de la energía solar que entra se convierte en energía de mayor calidad (es decir, se transforma en materia orgánica, una fuente de energía mas concentrada que la luz solar) dentro de la comunidad, pero la mayor parte de ella se degrada y pasa por el sistema para salir en forma de energía calorífica de baja calidad (sumidero térmico). La energía puede ser almacenada para reciclarse o exportarse después, como se aprecia en el diagrama, pero no se le puede reutilizar. En contraste con lo que sucede en el caso de la energía, los materiales (incluyendo los nutrientes necesarios para la vida, como son el carbono, el nitrógeno, el fósforo, etc.) y el agua pueden ser usados una y otra vez. La eficacia del reciclaje y la magnitud de las importaciones y exportaciones de nutrientes varían mucho según el tipo de ecosistema.

En la Figura 2.4. se esquematiza la funcionalidad de un ecosistema utilizando un modelo simplificado de compartimientos. Cada "caja" del diagrama tiene una forma distintiva que indica su función general conforme a un "lenguaje de energía" diseñado por H.T. Odum [101]. Como se menciona en el pie de la Figura, los círculos son fuentes de energía, los módulos con forma de cilindro son almacenes, los módulos con forma de cruz son autótrofos (plantas verdes capaces de transformar la energía solar en materia orgánica) y los hexágonos son heterótrofos (organismos que necesitan alimentos previamente

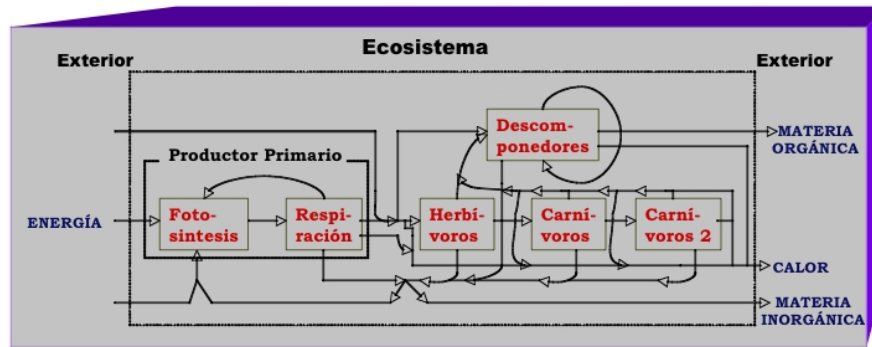


Figura 2.3. Circulación de energía y materia en un ecosistema generalizado.

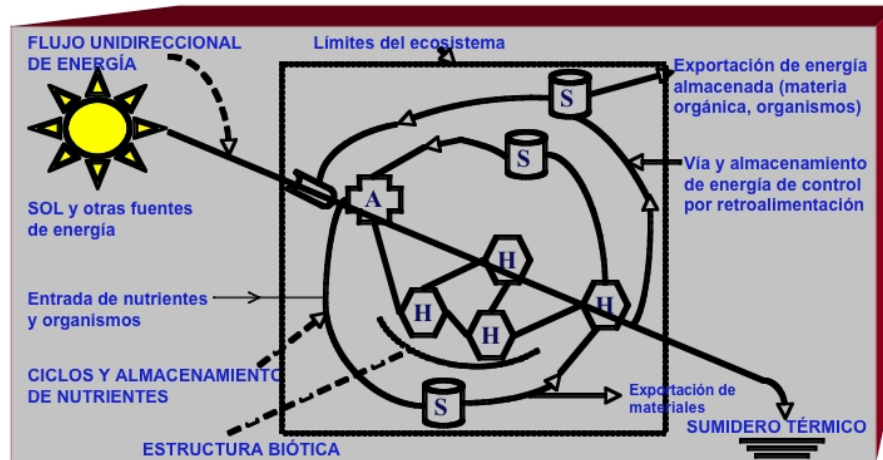


Figura 2.4. Diagrama funcional de un ecosistema. Los cuatro componentes principales son: flujo de energía, ciclos de materiales, comunidad en sí, y vías de retroalimentación. La comunidad se representa con una red o trama alimenticia de autótrofos (A) y heterótrofos (H). Los sitios de almacenamiento se indican con una S.

elaborados). En el diagrama funcional de la Figura 2.4., la comunidad se representa como una “trama alimenticia” de autótrofos y heterótrofos ligados por flujos de energía, ciclos de nutrientes y almacenes. Todos los ecosistemas, incluso la biósfera en general, son sistemas abiertos: sufren la necesaria entrada y salida de energía. Por supuesto, los ecosistemas que están por debajo del nivel de la biósfera también están abiertos al flujo de materia y a la inmigración y emigración de organismos. En consecuencia, una parte significativa del concepto de ecosistema estriba en reconocer que existen un ambiente de entrada y un ambiente de salida, mismos que están acoplados y resultan esenciales para que el ecosistema funcione y se autosostenga. En la Figura 2.5. se hace hincapié en esa característica: un ecosistema conceptualmente completo incluye un ambiente de entrada y uno de salida, junto con el sistema tal como se le delimitó (ecosistema = AE + S + AS). Este diagrama resuelve el problema de donde trazar líneas alrededor de una entidad cualquiera, ya que no importa mucho la forma en que se delimitó la porción encerrada del ecosistema. Muy a menudo los límites naturales, como la ribera de un lago o los bordes de un bosque, o los límites políticos, como los límites de las ciudades, establecen fronteras muy convenientes, pero

los límites también pueden ser arbitrarios, siempre y cuando se les pueda determinar con precisión en el sentido geométrico. Lo que está encerrado dentro del rectángulo no comprende todo lo que es el ecosistema, ya que si dicho rectángulo fuera un receptáculo hermético, su contenido vivo (lago o ciudad) no sobreviviría al aislamiento. Los ecosistemas funcionales o reales deben tener una vía de ingreso de factores vitales y, en la mayoría de los casos, un medio de exportación de energía y materia procesados.

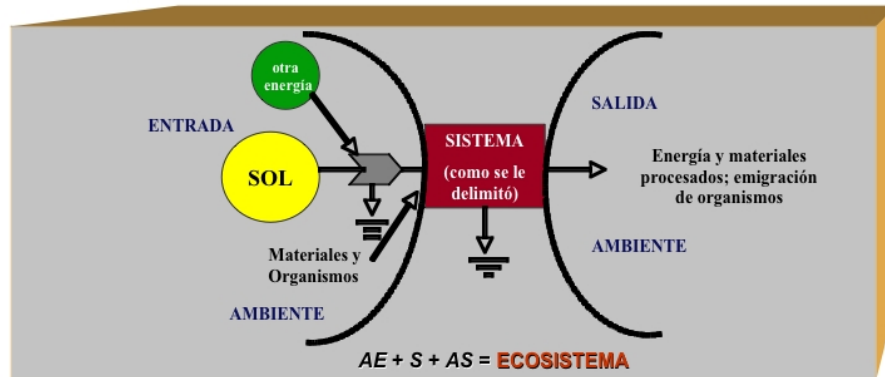


Figura 2.5. Diagrama funcional de un ecosistema donde se resalta el medio externo.

Las magnitudes de los ambientes de entrada y salida varían muchísimo y dependen de ciertas variables, por ejemplo:

1. Tamaño del sistema (entre más grande, menos depende del exterior).
2. Intensidad metabólica (entre más elevada, mayor es la entrada y salida).
3. Equilibrio entre autótrofos y heterótrofos (entre mayor es el desequilibrio, más grande es la necesidad de factores externos para equilibrar).
4. Fase y desarrollo (los sistemas jóvenes difieren de los sistemas maduros). Así pues, un gran bosque en la montaña tiene ambientes de entrada y salida menores que un pequeño arroyo o una ciudad.

Además de los ciclos de materiales y flujos de energía, los ecosistemas son ricos en redes de información, las cuales incluyen flujos de comunicación física y química que conectan todas las partes y dirigen o regulan el sistema como un todo. Conforme con esto, los ecosistemas pueden considerarse cibernéticos (de *kibernetes*, piloto o gobernante) en esencia, aunque sus funciones de control son internas y difusas en comparación con las externas y específicas de los sistemas cibernéticos concebidos por el hombre.

La cibernética como ciencia, tal como la fundó Norbert Wiener a finales de la década de los 1940's, se refiere a los controles animados e inanimados. Los mecanismos de retroalimentación de tipo mecánico suelen llamarse servomecanismos en ingeniería, mientras que en biología se les denomina mecanismos homeostáticos, lo que se refiere a sistemas de organismos. La interacción de los ciclos de materiales y flujos de energía, junto con la retroalimentación de subsistemas en los grandes ecosistemas, generan una homeostasis autorregulada sin necesidad de un control externo o punto de operación determinado.

Por otro lado, la redundancia (más de una especie o componente es capaz de ejecutar una función dada) también incrementa la estabilidad. El grado de esa estabilidad es muy variable según el rigor del medio externo y la eficacia de los controles internos. Existen dos tipos de estabilidad:

1. Estabilidad por resistencia.- Capacidad de un ecosistema para resistir las perturbaciones y mantener intactas su estructura y función.
2. Estabilidad por elasticidad.- Capacidad de un ecosistema de recuperarse cuando ha sido alterado por una perturbación.

De acuerdo a lo anterior, es probable que los dos tipos de estabilidad sean mutuamente excluyentes o, en otras palabras, es difícil que se presenten los dos tipos al mismo tiempo.

2.5 COMENTARIOS

En resumen, el ecosistema no es equivalente al organismo, ya que tiene propiedades emergentes que le son propias. En otras palabras, el ecosistema es un nivel de organización supraorgánico, no superorgánico; tampoco es como un complejo industrial, sin embargo tiene una característica común con este tipo de sistema: un comportamiento cibernético intrínseco.

Gracias a la evolución del sistema nervioso central, el *Homo sapiens* se ha convertido gradualmente en el organismo más poderoso, cuando menos en lo concerniente a la capacidad de modificar la operación de los ecosistemas. El cerebro humano sólo requiere una pequeña cantidad de energía para producir toda clase de poderosas ideas. Hasta el momento, la mayor parte del pensamiento humano se ha basado en una retroalimentación positiva que promueve la expansión del poder, la tecnología y la explotación de recursos. Sin embargo, en última instancia la calidad de la vida y el ambiente humanos tiene grandes probabilidades de degradarse a menos que se establezcan controles adecuados por retroalimentación negativa.

La participación del ser humano se está volviendo tan importante como "agente geológico poderoso", que Vernadsky sugirió que el hombre piensa que la "noosfera" (del griego *noos*, mente), es decir, el mundo dominado por la mente humana

está reemplazando gradualmente a la biósfera, el mundo en evolución natural que ha existido por miles de millones de años. Si bien la mente humana es un “instrumento” de energía en baja cantidad y muy alta calidad, con gran potencialidad de control, es probable que todavía no llegue el momento en que surja la noosfera, ya que el ser humano no sólo es lo suficientemente cuerdo para comprender los resultados de todas sus acciones, sino que lo es también para comprender que debe de mantener el sistema biosférico de sostén de la vida antes que reemplazarlo por un ambiente completamente artificial.

REFERENCIAS

1. L. V. Bertalanffy. *General System Theory: Foundations, Development, Applications*. George Braziller, 1976.
2. F. Bousquet and C. L. Page. Multi-agent simulations and ecosystem management: a review. *Ecological Modelling*, 176:313–332, 2004.
3. Paul Box. *Integrating GIS and Agent-Based Modelling Techniques*, chapter Spatial Units as Agents, pages 59–82. Oxford University Press, 2002.
4. F. E. Clements. *Dynamics of Vegetation*. New York Hafner, 1949.
5. G. M. Van Dyne. Ecosystems, systems ecology, and systems ecologists. Technical Report 3957, Oak Ridge National Laboratory, Oak Ridge, Tennessee, 1966.
6. F. N. Egerton. Changing concepts of balance of nature. *Quarterly Review of Biology*, 48:322–350, 1973.
7. J. K. Fiebleman. Theory of integrated levels. *Brit. J. Phil. Sci.*, 50:59–66, 1954.
8. P. Hogewed. Cellular automata as a paradigm for ecological modeling. *Applied Mathematics and computation*, 27:81–100, 1988.
9. G. Evelyn Hutchinson. Circular causal systems in ecology. *Annals of the New York Academy of Science*, 50(4):221–246, 1948.
10. E. Laszlo and H. Margenau. The emergence of integrative concepts in contemporary science. *Philosophy of Science*, 39(2), 1972.
11. Raymond E. Lindeman. Trophic-dynamic aspect of ecology. *Ecology*, 23:399–418, 1942.
12. R. Margalef. *Perspectives In Ecological Theory*. University of Chicago Press, 1968.
13. E. P. Odum. *Fundamentals of Ecology*. Philadelphia: W. B. Saunders, 1971.
14. H. T. Odum. *Environment, Power and Society*. Wiley Interscience, New York, 1971.
15. B. C. Patten. Systems ecology: a course sequence in mathematical ecology. *Bioscience*, 16:593–598, 1966.
16. M. P. Rosenzweig and R. H. MacArthur. Graphic representation and stability conditions of predator-prey interaction. *American Naturalist*, 97:209–223, 1969.
17. G. W. Salt. A comment on the use of the term emergent properties. *Am. Nat.*, 113:145–148, 1979.
18. K. E. F. Watt. *Ecology and Resource Management*. McGraw Hill, 1968.
19. E. A. Birge y Chauncy Juday. Hydrography and morphometry of some northeastern wisconsin lakes. In *The State of Wisconsin Collection*. University of Wisconsin, 1941.

CAPITULO 3

ECOLOGÍA POBLACIONAL

Uno de los aspectos de mayor relevancia para la ecología es el estudio de las poblaciones en lo que respecta a su concepto, características, dinámica, así como las interacciones que ocurren entre los organismos que las integran. Por otro lado, los modelos matemáticos han jugado un rol importante en la historia de la ecología. Desde el siglo XIX se han desarrollado una gran cantidad de modelos, los cuales buscan capturar algunas de las características esenciales en cuanto a la dinámica de las poblaciones de plantas y animales. Cualquier intento por trazar generalizaciones en Ecología Poblacional involucra a un modelo: una versión abstracta de la realidad. En este capítulo se presenta un subconjunto de modelos que utilizan la notación matemática para representar los procesos ecológicos de interés para la Ecología Poblacional. Finalmente, este subconjunto de modelos es el que tomamos como base para definir los modelos que presentamos en los capítulos subsecuentes.

3.1 INTRODUCCIÓN

En muchos contextos es importante conocer las características de las poblaciones de organismos. Por ejemplo, para un agronomista es importante saber cómo se comporta un maizal estableciendo diferentes patrones de densidad para las plantas. En aplicaciones más teóricas, el interés radica en conocer, por ejemplo, las tasas de variación en la densidad de una población. Estos tópicos son típicos de una área llamada *Ecología Poblacional*.

La Ecología Poblacional (también llamada demoecología) es una rama de la ecología que estudia las poblaciones formadas por los organismos de una misma especie desde el punto de vista de su tamaño (número de individuos), estructura (sexo y edad), y dinámica (variación en el tiempo).

Una población, desde el punto de vista ecológico, se define como: “un conjunto de individuos de la misma especie que ocupan un lugar en un tiempo determinado, y además tienen descendencia fértil”. Los atributos o características que se estudian en las poblaciones son:

- **Natalidad.**- Es el cociente entre el número de individuos que nacen en una unidad de tiempo dentro de una población y el tamaño de la población.
- **Mortalidad.**- Es el cociente entre el número de individuos que mueren en una unidad de tiempo dentro de la población y el tamaño de la población.
- **Inmigración.**- Es la llegada de organismos de la misma especie a una población. Se mide mediante la tasa de inmigración, que es el cociente entre individuos que llegan en una unidad de tiempo y el tamaño de la población.
- **Emigración.**- Es la salida de organismos de una población a otro lugar. Se mide mediante la tasa de emigración, que es el cociente entre individuos emigrados en una unidad de tiempo y el tamaño de la población.
- **Densidad.**- Es el número de organismos por unidad espacial. La unidad espacial depende del medio habitado por la población. Si es un medio acuático será una unidad de volumen. Si se trata de un medio aéreo o el fondo marino, la unidad será una unidad de superficie.
- **Distribución.**- Es la manera en la que los organismos de una población se ubican en el espacio. Existen tres tipos de distribución en todas las poblaciones (ver Figura 3.1.):
 1. Al azar, la cual no muestra ningún patrón en una área determinada.
 2. Amontonada o apiñonada, la cual muestra una serie de conjuntos donde se concentran los individuos de la misma población.
 3. Lineal, en la cual los organismos de una población están separados más o menos uniformemente.

La unidad de análisis en la Ecología Poblacional es la población, un concepto que es a la vez simple y complicado. Es simple si solamente pensamos en una población como una colección de individuos de la misma especie. Sin embargo, la mayoría de los ecólogos saben que el concepto de población es considerablemente más complejo cuando se estudia el comportamiento de las poblaciones en la vida real. Por ejemplo, para determinar si una especie está en peligro de extinción, es mucho más importante tomar en cuenta su distribución en el espacio y la cantidad de movimiento entre subpoblaciones (dinámica metapoblacional) que simplemente limitarse a observar su abundancia numérica. De tal forma, el sujeto de estudio en la Ecología Poblacional puede ser bastante complicado en la medida de que incorporemos más variables en la

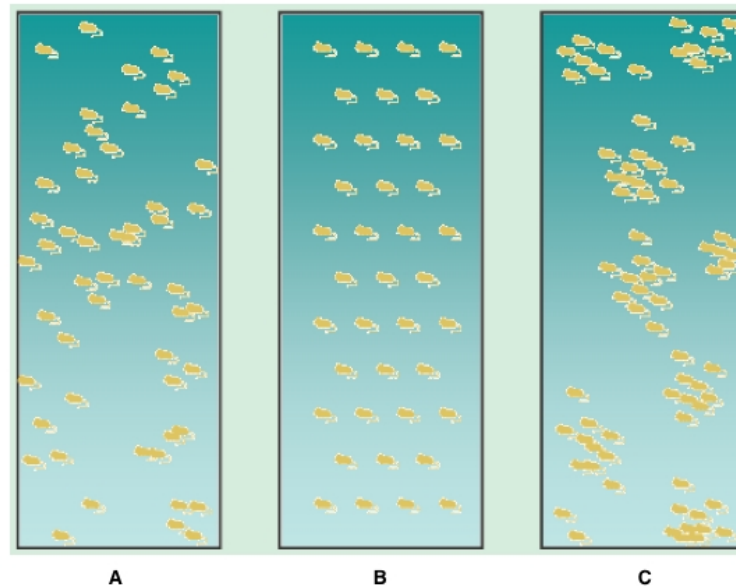


Figura 3.1. Diferentes tipos de distribución de una población en el espacio (A) al azar (B) lineal (C) amontonada.

representación de un problema. En este sentido, en un inicio quizás sea conveniente eliminar las complicaciones y hacer suposiciones simples que permitan desarrollar principios generales, para posteriormente añadir las complicaciones inherentes al comportamiento de las diversas poblaciones que habitan nuestro planeta.

3.2 MODELOS EN ECOLOGÍA POBLACIONAL

La Ecología Poblacional busca conocer los factores que controlan las tasas de crecimiento y las distribuciones de las poblaciones biológicas. La Ecología Poblacional es por naturaleza una disciplina cuantitativa, y para responder a cuestionamientos acerca del comportamiento de las poblaciones, los ecólogos han desarrollado diversos modelos matemáticos. Estos modelos estimulan las observaciones y experimentos que nos permiten aprender más acerca de nuestro mundo. Es decir, aunque el universo en el cual vivimos es tan complejo que es prácticamente imposible de visualizar de forma integral en detalle, podemos estudiarlo y comprenderlo a través de simplificaciones. En este sentido, los modelos son el mecanismo de conceptualización más simple por medio del cual establecemos el pensamiento. Los modelos representan sistemas. Un sistema es un conjunto de partes interconectadas a través de relaciones, las cuales se establecen para alcanzar o cumplir un propósito determinado. Partes típicas de nuestro planeta son los lagos, los ríos, los océanos, las montañas, los organismos, las personas, o las ciudades; algunas grandes y algunas pequeñas. Los procesos que surgen como parte de los sistemas a través de las relaciones, conectan todo de manera coherente para establecer y mantener el equilibrio en la naturaleza. Nuestro

mundo es realmente un enorme sistema complejo, el cual de alguna manera podemos estudiar mediante simplificaciones, las cuales se obtienen con la creación de modelos. Para hacer esto, primero definimos una caja imaginaria en nuestras mentes alrededor de los sujetos de interés, delimitando así el sistema que pretendemos analizar. Posteriormente, a través de símbolos, modelamos los procesos de interés para el análisis representando tanto los elementos que componen el sistema, como las relaciones que éstos establecen. En este sentido, durante el análisis de las diversas interacciones que ocurren en un ecosistema, en muchas ocasiones no es factible el desarrollo de experimentos debido, por ejemplo, a que la escala espacial o temporal es demasiado grande para llevar a cabo predicciones. En este contexto, los modelos proporcionan una oportunidad para explorar ideas referentes a los sistemas ecológicos las cuales no nos es posible estudiar mediante experimentos de campo debido a limitaciones logísticas, financieras, o políticas. Los modelos en ecología sirven para una variedad de propósitos, los cuales van desde ilustrar una idea hasta parametrizar una situación compleja del mundo real. Los modelos pueden ayudar a diseñar experimentos, a probar hipótesis, o a desarrollar nuevas hipótesis e ideas. Los modelos no son el último punto de referencia para resolver controversias, pero juegan un rol importante en el estudio de las consecuencias de hipótesis alternativas. Podemos distinguir a los modelos entre modelos analíticos y modelos de simulación. En los modelos analíticos o estáticos, el resultado depende de la entrada (un cierto número de parámetros). Este tipo de modelos los podemos implementar utilizando, por ejemplo, una hoja de cálculo. Sin embargo, la solución no siempre existe, o puede ser muy difícil encontrarla. Es entonces cuando la simulación, o la modelación dinámica se puede aplicar. Un modelo de simulación se puede considerar como un conjunto de reglas (por ejemplo, máquinas de estados, Automatas Celulares, Sistemas Multiagentes) que definen cómo el sistema que está siendo modelado cambiará en el futuro en relación al estado actual. La simulación es el proceso de "ejecutar" un modelo de manera continua o discreta y observar como se modifica su estado a través del tiempo. En general, para problemas complejos donde la dinámica a través del tiempo es importante, los modelos de simulación es la vía de análisis más adecuada.

Por otro lado, las poblaciones de especies que integran una comunidad pueden evidenciar diferentes patrones dinámicos. Por ejemplo, el tamaño de las poblaciones puede variar, o puede, en apariencia, permanecer constante debido a que ocurren nacimientos y muertes continuamente.

La estudio de la dinámica poblacional es muy importante en la ecología. Ninguna población mantiene su tamaño sin alteraciones por mucho tiempo, su tamaño puede aumentar o disminuir, y los efectos sobre otras poblaciones pueden ser fuertes o débiles. Es importante que los ecologistas conozcan las razones por las que suceden este tipo de fenómenos; si lo que sucede en el presente es explicable, existe una mayor probabilidad de precedir de manera correcta lo que sucederá en el futuro.

En Ecología Poblacional existen modelos desarrollados para la explicación y modelos desarrollados para la predicción. Los modelos para la explicación se desarrollan para entender mejor los procesos ecológicos. Su meta es hacer predicciones cualitativas acerca de procesos particulares que tienen influencia en el comportamiento de los sistemas ecológicos. Este tipo de modelos usualmente son muy generales, lo que significa que son limitados si queremos hacer predicciones cuantitativas acerca de cualquier interacción específica. Los modelos generales para la explicación también se denominan “modelos estratégicos”.

En contraste, se pueden desarrollar modelos “tácticos” en un intento por predecir cuantitativamente el estado de un cierto sistema ecológico en circunstancias específicas. A este tipo de modelos se les conoce como modelos predictivos. Este tipo de modelos son bastante complejos y requieren de un gran número de parámetros. Además, cuando se utilizan este tipo de modelos es esencial que los parámetros sean lo más apegados a la realidad posible. Sin embargo, traducir los datos biológicos reales en un parámetro apropiado es bastante difícil. La estimación de los parámetros para modelos de este tipo también depende del contexto. Una tasa intrínseca de crecimiento estimada para una especie en particular, en un lugar en particular, que es apropiada para un modelo, puede ser bastante inapropiada para otro modelo con diferente propósito, aunque se tome de referencia a la misma especie y en el mismo lugar. Para un modelo estratégico es necesario contar con los órdenes de magnitud apropiados, y el problema principal es asegurarse de que la traducción de la complejidad biológica a la simplicidad matemática se lleva a cabo correctamente. Los modelos predictivos usualmente requieren la estimación de más parámetros que los modelos para la explicación, y esta estimación debe ser lo más exacta posible.

Todas las decisiones gerenciales en ecología están basadas en los modelos. Si se pospone una decisión hasta que se puedan realizar los experimentos de campo apropiados, entonces existe el riesgo de que la especie en cuestión ya no exista, o el ecosistema se haya degradado de manera irreversible.

3.2.1 Modelo Exponencial

Un modelo clásico, el cual representa el crecimiento poblacional de una sola especie, es el modelo exponencial propuesto por Thomas Robert Malthus en 1798 [84] para argumentar las consecuencias del crecimiento poblacional desmedido. Los modelos demográficos son elementos fundamentales en la construcción de modelos de poblaciones y comunidades ecológicas. El modelo de Malthus se representa de la siguiente manera:

$$\frac{dN(t)}{dt} = rN(t), \quad (3.1)$$

donde r y N son parámetros positivos; r es una constante que representa la tasa de crecimiento *per capita*, la cual es independiente de la densidad de la población, y N es el número de individuos.

La ecuación 3.2.1 representa un incremento geométrico o exponencial en el número de individuos de una población (ver Figura (a)). El tamaño de la población continúa incrementándose si r permanece constante o varía ligeramente. Sin embargo, en la realidad un medio ambiente siempre está limitado, en mayor o menor grado; es decir, en cada ecosistema existe un número máximo de individuos K de una población que pueden existir en él. Esto es lo que se conoce como la capacidad de carga del ecosistema. La diferencia entre el número de individuos que existen en un determinado momento en un ecosistema y el número máximo que pueden existir se expresa a través de $K - N$. Mientras más se acerca el tamaño de una población al máximo, encontrará mayor *resistencia*, debido a que el ecosistema ofrece menos recursos para habitar en él conforme aumenta el tamaño de la población (ver Figura 1.2(b)). Este efecto de resistencia se puede expresar cuantitativamente como $(K - N)/K$.

3.2.2 Modelo Logístico

El matemático francés Pierre-Francois Verhulst propuso en 1835 un modelo logístico de crecimiento poblacional [123] el cual fue utilizado por Raymond Pearl y Lowell J. Reed en la década de los 1920's para predecir el tamaño de la población de los Estados Unidos en el futuro. El modelo de Verhulst se define de la siguiente manera: si $N(t)$ denota el tamaño de la población en un determinado tiempo t , entonces

$$\frac{dN}{dt} = rN \left(\frac{K - N}{K} \right), \quad (3.2)$$

donde K es un parámetro positivo que representa la capacidad de carga, es decir, el número máximo de individuos que puede soportar el sistema. Esta ecuación indica la tasa de variación en el tamaño de la población en un tiempo determinado. En este modelo podemos observar una interacción ecológica de tipo competencia intraespecífica, debido a que la resistencia $(K - N)/K$ actúa en el sentido opuesto a la tasa potencial de incremento (rN) en el tamaño de la población.

Los modelos de una sola población, como es el caso del modelo de Verhulst, sirven como base fundamental para la propuesta de otros modelos de interacciones ecológicas donde participan dos o más especies.

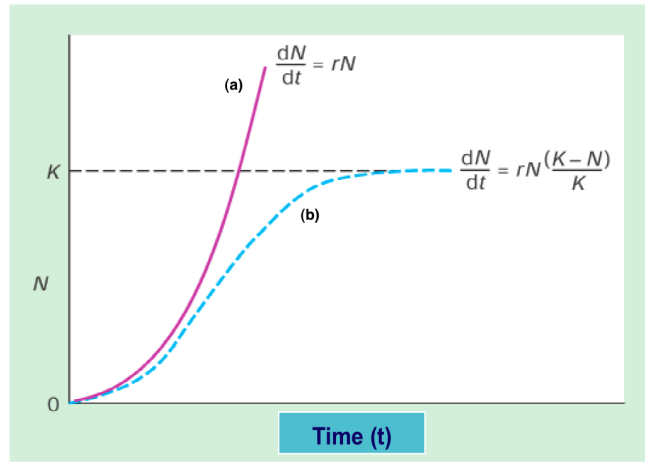


Figura 3.2. Comportamiento de las densidades de acuerdo a los modelos de una sola población. En el modelo exponencial (a) el crecimiento poblacional es continuo e independiente de la densidad, mientras que en el modelo logístico (b) el crecimiento poblacional es continuo y dependiente de la densidad debido a que éste contempla una capacidad máxima de carga para el sistema.

3.2.3 Modelo de Competición

En la década de los 1920's se desarrollaron modelos de interacciones entre varias especies, un ejemplo de este tipo de modelos es el modelo competitivo de Alfred J. Lotka y Vito Volterra [83][124]. El modelo clásico de Lotka-Volterra para dos especies en competición es definido por

$$\frac{dN_1}{dt} = r_1 N_1 \left(1 - \frac{N_1}{K_1} - \alpha_{12} \frac{N_2}{N_1} \right),$$

$$\frac{dN_2}{dt} = r_2 N_2 \left(1 - \frac{N_2}{K_2} - \alpha_{21} \frac{N_1}{N_2} \right),$$

donde $N_i(t)$ representa la abundancia de la especie i en el tiempo t . Los parámetros positivos r_i y K_i denotan las tasas intrínsecas de crecimiento y las capacidades de carga respectivamente, justo como en el modelo de Verhulst. La interacción entre las dos especies está definida por el parámetro no negativo α_{ij} , el cual describe el efecto que tiene la especie j sobre la especie i . El signo menos de las α_{ij} indica que la interacción es *competitiva*; la presencia de cualquiera de las dos especies reduce la densidad de la otra.

El análisis del modelo (ver Figura 3.3.) revela que si $\alpha_{12} < K_1/K_2$ y $\alpha_{21} < K_2/K_1$ entonces la *coexistencia* entre las dos especies es posible; esto es, existe un equilibrio localmente estable en el cual ambas especies tienen densidades positivas. El mecanismo para la coexistencia aquí es que cada especie se obstruye a sí misma más de lo que es obstruida por otras especies. Si $\alpha_{12} > K_1/K_2$ y $\alpha_{21} < K_2/K_1$ entonces la especie 2 *excluye* a la especie 1; si la especie 2 tiene una densidad

inicial positiva, entonces el sistema convergerá hacia un estado de equilibrio en el cual la especie 1 está ausente y la especie 2 se mantiene en un estado de equilibrio. Similarmente, si $\alpha_{12} < K_1/K_2$ y $\alpha_{21} > K_2/K_1$, la especie 1 excluye a la especie 2. Si $\alpha_{12} > K_1/K_2$ y $\alpha_{21} > K_2/K_1$, entonces eventualmente una especie excluirá a la otra y el ganador dependerá de las densidades iniciales de las dos especies; a este fenómeno se le conoce como *control del fundador*.

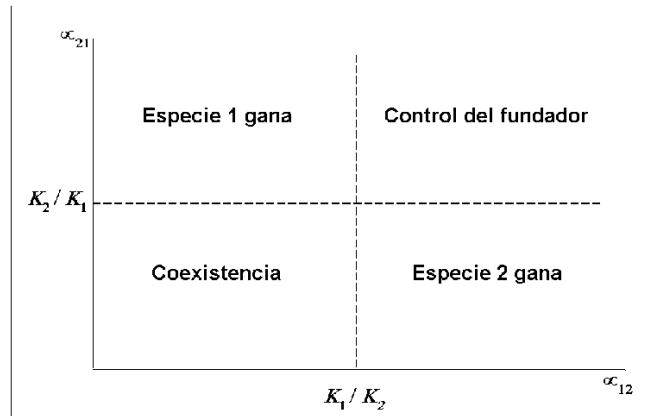


Figura 3.3. Diagrama de Espacio-Fase donde se representa el modelo competitivo de Lotka-Volterra. Las líneas punteadas representan los límites de las regiones donde el comportamiento difiere.

Una característica común de los modelos de Verhulst y de Lotka-Volterra es que las interacciones están basadas en la *ley de masa acción*, un enfoque que tiene su fundamento conceptual en la modelación de las reacciones químicas. La ley de masa-acción dice que cuando los reactantes están bien mezclados, el rango de colisión es proporcional al producto de las concentraciones de moléculas reactantes. En muchas situaciones ecológicas, sin embargo, la suposición de la buena mezcla no se mantiene, por lo tanto un modelo espacial con interacciones locales es más apropiado, aunque puede resultar en predicciones que difieren del caso bien mezclado.

3.2.4 Modelos Depredador-Presa

3.2.4.1 Modelo de Lotka-Volterra A través de la historia de la ecología, la interacción entre depredadores y sus presas ha sido un tópico de investigación el cual ha llamado mucho la atención de los ecologistas. Debido a esto, los modelos Depredador-Presa se sitúan entre los más antiguos en el campo de la ecología. Estas interacciones han sido estudiadas básicamente utilizando dos ecuaciones diferenciales propuestas por Alfred Lotka y Vito Volterra [83][124]. El modelo de Lotka-Volterra se representa a través de las siguientes ecuaciones diferenciales ordinarias:

$$\frac{dN}{dt} = rN - \alpha NP \tag{3.3}$$

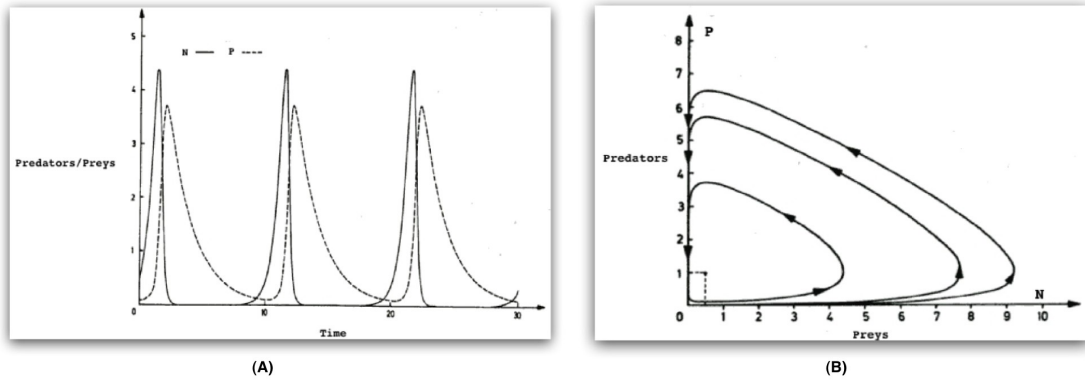


Figura 3.4. Gráfica Espacio-Fase (A) y Gráfica de dependencia temporal (B) en el modelo de Lotka-Volterra.

$$\frac{dP}{dt} = \alpha\beta NP - mP \tag{3.4}$$

donde N = densidad de presas, P = densidad de depredadores, r = tasa intrínseca de crecimiento, α = eficiencia para capturar una presa por parte de un depredador, β = proporción de presas devoradas convertidas en nuevos depredadores, y m = tasa de mortandad de los depredadores.

Como se puede observar en la Figura 3.4., cada ecuación describe un circuito de retroalimentación que también es un oscilador. De acuerdo a como se eligen los parámetros o las constantes de interacción, los números que representan los individuos de las dos especies fluctuarán en torno a un punto, a una trayectoria de balance, y en general a un atractor. Aquí podemos decir que existe un ciclo más que un punto de balance, debido a que ambas poblaciones tienen inercia, lo cual corresponde con las tasas finitas y constantes tanto de reproducción como de extinción. En este modelo existe un crecimiento exponencial de la presa rP , una respuesta funcional, es decir, el número de presas consumidas por un depredador en una unidad de tiempo αN , y una respuesta numérica, representada por el número de nuevos depredadores por unidad de tiempo $\alpha\beta NP$. Este modelo no contempla una capacidad máxima del sistema y asume que los recursos son ilimitados, tanto para la presa como para el depredador. Es decir, las presas tienen una fuente ilimitada de alimento y los depredadores pueden consumir un número infinito de presas (nunca están saciados), por lo que se dice que los depredadores tienen una respuesta funcional de tipo I (ver Figura 3.5.).

3.2.4.2 Modelo de Rosenzweig-MacArthur El modelo de Rosenzweig-MacArthur [108], por otro lado, incluye una capacidad máxima de carga y una respuesta funcional de tipo II (ver Figura 3.6.):

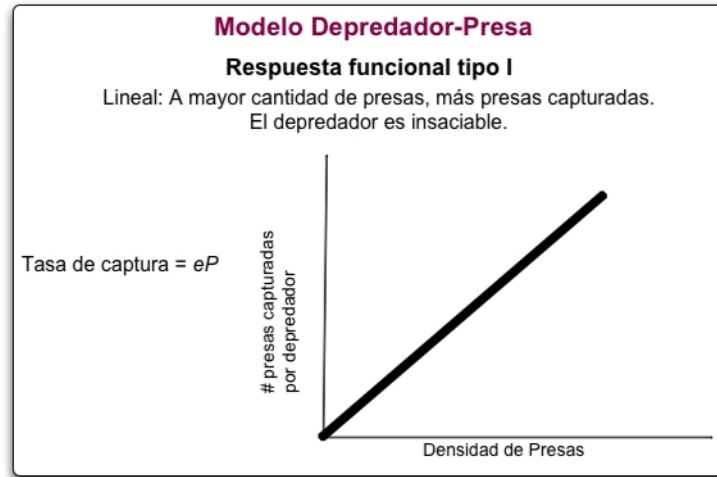


Figura 3.5. Gráfica que ilustra una respuesta funcional tipo I para los depredadores.

$$\frac{dN}{dt} = rN \left(\frac{K - N}{K} \right) - \frac{\alpha N}{1 + \alpha t_h N} P \tag{3.5}$$

$$\frac{dP}{dt} = \beta \frac{\alpha N}{1 + \alpha t_h N} - mP \tag{3.6}$$

Este modelo contiene casi los mismos parámetros que el modelo de Lotka-Volterra, con la variante de que se añade un nuevo parámetro t_h , el cual representa el tiempo de manipulación de acuerdo a la ecuación de *Disco de Holling* [58]. Este tiempo de manipulación contempla desde la captura, asesinato y devoración de una presa por parte de un depredador.

3.2.5 Metapoblaciones

Como se mencionó anteriormente, el número de individuos en una población cambia a través del tiempo. Desde hace varias décadas se han emprendido estudios para entender este fenómeno. Los científicos han insistido mucho en el desarrollo de modelos teóricos sobre dinámica y organización poblacional para poder predecir cambios en el número de individuos a través del tiempo. La identificación de factores intrínsecos (genéticos, fisiológicos, etc.) y extrínsecos (recursos, competición, etc.) que tienen influencia sobre el tamaño de una población ha sido un punto de atención especial por parte de los ecologistas.

H. G. Andrewartha y L. C. Birch en [2] fueron de los primeros en sugerir que las poblaciones de organismos no deben tratarse como entidades cerradas, sino como unidades biológicas dinámicas que interactúan en el espacio y en el tiempo. Andrewartha y Birch en 1954 observaron poblaciones de insectos las cuales en teoría se extinguirían, pero que persistían

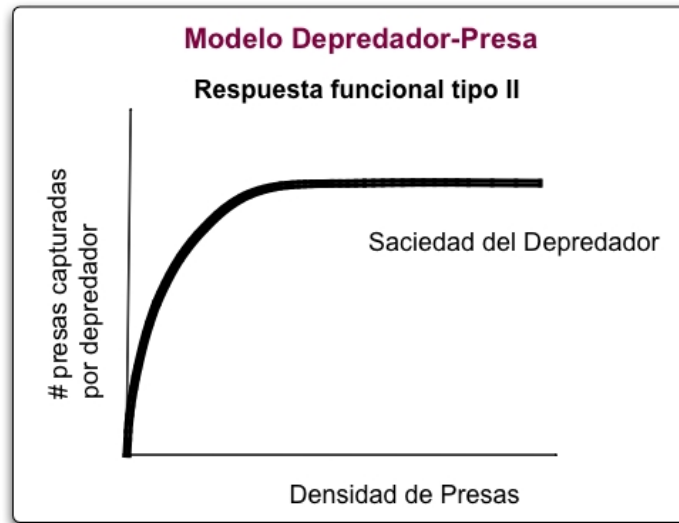


Figura 3.6. Gráfica que ilustra una respuesta funcional tipo II para los depredadores.

globalmente debido a que eran recolonizadas desde poblaciones locales. Otro de los modelos clásicos en la subdivisión espacial es el experimento de laboratorio de Huffaker en 1958 [60] con un sistema depredador-presa de dos ácaros, uno que se alimenta de naranjas (*Eotetranychus sexmaculatus*) y el otro un ácaro depredador (*Typhlodromus occidentalis*), el cual ataca al *Eotetranychus sexmaculatus*. Huffaker colocó un arreglo de naranjas y bolas de caucho con diferentes niveles de complejidad espacial y con dispersión controlada, con esto demostró que un arreglo heterogéneo espacialmente complejo promueve la coexistencia, mientras que la coexistencia es imposible en arreglos homogéneos espacialmente simples.

La consideración teórica de las poblaciones de individuos como partes funcionales de una unidad, más que como unidades discretas, ha aumentado la bonanza conceptual en los campos de Ecología Poblacional y Genética. La incorporación de parámetros tales como dispersión a los modelos poblacionales ha dejado en evidencia la importancia de factores como inmigración y emigración en la estructura de una población.

Las dinámicas locales pueden incluir tanto las dinámicas de las poblaciones locales como las dinámicas de los parches. En este sentido, un parche se define como una área continua con los recursos necesarios para la persistencia de una población local, y a su vez ésta población local está separada de otros parches por un hábitat inadecuado. Así pues, una metapoblación se define como una red de parches que presentan una cierta distribución en el espacio y tasas características de migración entre parches. Una de las condiciones indiscutibles que permiten referirse a una metapoblación es que son poblaciones espacialmente estructuradas dentro de ensamblajes de poblaciones locales reproductivamente activas, que tienen algún efecto sobre las demás poblaciones locales, incluyendo la posibilidad de restablecimiento de las poblaciones después de

la extinción. El crecimiento o disminución de las poblaciones locales es consecuencia de la reproducción, la muerte, la emigración y la inmigración. Por su parte, los parches pueden cambiar en tamaño y calidad, pueden destruirse, pero también pueden crearse nuevos parches.

Entre las varias aproximaciones de modelamiento para el estudio de la dinámica de las metapoblaciones, se incluyen modelos predictivos que responden a preguntas de tipo cuantitativo acerca de su dinámica y su persistencia. En tales modelos el espacio no está explícitamente considerado, pero si lo está la distribución de los tamaños de poblaciones.

3.2.6 Modelo Metapoblacional

El concepto de metapoblaciones fue introducido en 1969 por Richard Levins, quien en su modelo asume un gran número de parches de hábitats discretos propensos a la extinción, idealmente del mismo tamaño y conectados entre sí vía migración. La siguiente ecuación corresponde al modelo clásico de metapoblaciones [81]:

$$\frac{dP}{dt} = \mu P(1 - P) - \mu P \quad (3.7)$$

donde P indica la fracción de parches ocupados, μ es la tasa de extinción local de la población y es la tasa de colonización por parche. Este modelo muestra la idea de una metapoblación de poblaciones locales propensas a la extinción, persistiendo a través de un balance entre extinciones locales y recolonizaciones de parches vacíos. El modelo de Levins predice el umbral de la densidad de parches necesaria para la persistencia de la metapoblación. Por otro lado, se considera que este es un modelo “no estructurado” en el que se asume que todos los parches y poblaciones locales son idénticos en todos los sentidos. Esto debido a que, en primer lugar, se ignora el arreglo espacial de los parches, y por otro lado, cada población local ejerce la misma presión de colonización sobre cada parche vacío sin considerar su ubicación espacial. Esta clase de supuestos parece tener aceptación en la epidemiología y para predecir el tamaño de una metapoblación en equilibrio. Sin embargo, si se está interesado en el origen y el mantenimiento de los patrones espaciales, entonces la distribución de los parches y de poblaciones toma un rol crítico. Otras consideraciones a través de las cuales se argumenta la falta de estructuralidad del modelo de Levins son el asumir que todos los parches son de igual tamaño y calidad, y el asumir que la emigración y la inmigración no tienen efecto sobre las dinámicas locales. Las metapoblaciones, como ya se comentó respecto al modelo de Levins, persisten como resultado del balance entre las extinciones y las colonizaciones de los parches. Una metapoblación se distingue de otros tipos de poblaciones en función de la tasa de dispersión de la especie que la conforma. Si la tasa es muy alta, entonces los individuos que viven en parches separados forman una población. Por el contrario, si la dispersión

es muy baja, cada parche representa una población distinta y separada. Finalmente, con tasas intermedias de dispersión se tiene una metapoblación.

3.3 COMENTARIOS

En los modelos clásicos en ecología, tales como el modelo de crecimiento exponencial, logístico, o las ecuaciones de Lotka-Volterra para describir la dinámica depredador- presa, se asume que todos los elementos de una población interactúan independientemente de la abundancia, frecuencia o posición espacial de los individuos de una determinada especie. Esta asunción puede estar más o menos justificada para casos concretos de poblaciones animales. Sin embargo, existen otros casos (poblaciones de plantas) en donde, por ejemplo, la distribución espacial y el radio de interacción juegan un papel fundamental en la evolución de una población. En este sentido, los modelos espaciales han sido determinantes para comprender el papel de los procesos locales en la organización espacio-temporal de las poblaciones.

La naturaleza espacial de los ecosistemas condiciona en gran medida los patrones observados. Esto hace que la inclusión del espacio como variable en los modelos ecológicos haya abierto nuevas perspectivas en la comprensión de fenómenos tan relevantes como la persistencia de poblaciones aisladas, la coexistencia entre especies similares, o incluso la formación de nuevas especies. Los modelos espaciales nos permiten explicar de manera más realista los posibles mecanismos que generan la distribución de las especies, e incorporar procesos tales como la competencia o la dispersión.

Por último, es importante mencionar que en este trabajo de investigación se proponen modelos basados en los individuos (IBM's), simulados a través de Autómatas Celulares y Sistemas Multiagentes en los cuales se incorpora el elemento espacial como aspecto fundamental para visualizar el comportamiento de una población. Sin embargo, los modelos propuestos están basados en los modelos ecológicos clásicos presentados en este capítulo.

REFERENCIAS

1. Peter A. Abrams. The evolution of predator-prey interactions: Theory and evidence. *Annu. Rev. Ecol. Syst.*, 31:79–105, September 2000.
2. H. G. Andrewartha and L. C. Birch. *The Distribution and Abundance of Animals*. The University of Chicago Press, Chicago, Illinois, 1954.
3. G. F. Gause, P. Smaragdova, and A.A. Witt. Further studies of interaction between predators and prey. *Journal of Animal Ecology*, 5:1–18, 1936.
4. C. Holling. The functional response of predators to prey density and its role in mimicry and population regulation. *Memoirs of the Entomological Society of Canada*, 45:5–60, 1965.

5. C. B. Huffaker. Experimental studies on predation: dispersion factors and predator-prey oscillations. *Hilgardia*, 27(14):343–383, 1958.
6. R. Levins. Some demographic and genetic consequences of environmental heterogeneity for biological control. *Bulletin of the Entomological Society of America*, 15:237–240, 1969.
7. Alfred Lotka. *Elements of Physical Biology*. Baltimore: Williams and Wilkins, 1925.
8. T. R. Malthus. *An Essay on the Principle of Population*. J. Johnson, London, 1798.
9. Edward McCauley, William G. Wilson, and Andre M. Roos. Dynamics of age-structured and spatially structured predator-prey interactions individual-based models and population-level formulations. *The American Naturalist*, 142(3):412–442, September 1993.
10. Claudia Neuhauser. Mathematical challenges in spatial ecology. *Notices of the AMS*, 48(11):1304–1314, December 2001.
11. M. P. Rosenzweig and R. H. MacArthur. Graphic representation and stability conditions of predator-prey interaction. *American Naturalist*, 97:209–223, 1969.
12. P. F. Verhulst. Notice sur la loi que la population suit dans son accroissement. *Corr. Math. Phys.*, 10:113–121, 1838.
13. Vito Volterra. Variazioni e fluttuazioni del numero d'individui in specie animale conviventi. *Memorie della Reale Accademia Nazionale dei Lincei*, 6(2):31–113, 1926.
14. William G. Wilson. Lotka's game in predator-prey theory: Linking populations to individuals. *Theoretical Population Biology*, 50:368–393, 1996.
15. René Rodríguez Zamora and Sergio V. Chapa Vergara. Plataformas computacionales para la simulación de sistemas ecológicos. In CINVESTAV-IPN, editor, *IX Conferencia de Ingeniería Eléctrica*, pages 562–571, D.F., México, September 2003.

PARTE III

INTERRELACIÓN AC Y MAS: UN NUEVO
MODELO DE ECOSISTEMAS

CAPITULO 4

AUTÓMATAS CELULARES Y SISTEMAS MULTIAGENTES COMO PARADIGMAS DE MODELACIÓN

En este capítulo se muestra la estructura y modo de operación de los Autómatas Celulares y los Sistemas MultiAgentes. Además, se describe de manera general cómo es que se utilizaron para la modelación de flujo de tránsito de autos; trabajo previo a partir del cual surge esta tesis. Por otro lado, la idea de la inclusión de los Sistemas MultiAgentes como paradigma de modelación se originó a partir de los resultados parciales de esta investigación. De tal forma, se explica el porqué de la inclusión de los Sistemas MultiAgentes y cómo es que interrelacionamos estos dos paradigmas de modelación para la definición de nuestro modelo.

4.1 EL MODELO DE AUTÓMATAS CELULARES

Los Autómatas Celulares son sistemas dinámicos discretos cuyos elementos tienen una interacción constante entre sí tanto en el espacio como en el tiempo. Los Autómatas Celulares tienen la capacidad de representar comportamientos complejos a partir de una dinámica sencilla. Debido a esto, desde su origen se les ha utilizado como elementos de la computación para la modelación de fenómenos biológicos y físicos. Además, los Autómatas Celulares son estudiados como objetos matemáticos debido al interés intrínseco relativo a los aspectos formales de su comportamiento [12],[26],[53],[57],[89].

4.2 ESTRUCTURA DE UN AUTÓMATA CELULAR

Un Autómata Celular está representado por medio de una red regular de máquinas o una gran malla de idénticos autómatas de estado finito (células), comunicándose unos con otros simultáneamente de acuerdo a un patrón uniforme localmente definido [126]. Cada célula del autómata está definida a partir de la siguiente tripleta:

$$(I, S, R),$$

donde I es el conjunto de entradas, S es el conjunto de estados (ambos conjuntos son finitos), y R es la función para calcular el siguiente estado o la regla de evolución. El conjunto de entradas se define a partir de n -tuplas de estados de un conjunto finito de células “vecinas”. Así pues, en un Autómata Celular que opera en dos dimensiones esta vecindad consiste típicamente de cuatro u ocho células, por ejemplo, las células adyacentes en una malla cuadrada. Estas vecindades son a menudo referenciadas como vecindades von Neumann (ver Figura 4.1.) y Moore (ver Figura 4.2.) respectivamente.

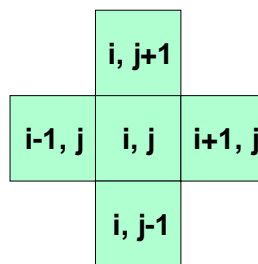


Figura 4.1. Vecindad von Neumann.

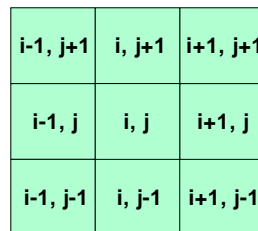


Figura 4.2. Vecindad Moore.

En términos generales, podemos decir que un Autómata Celular se define y opera en función de los siguientes elementos:

- Espacio de evoluciones.- Está formado por una cuadrícula o malla de celdas (células). Representa la región espacial en la cual opera un Autómata Celular a través del tiempo.
- Estados.- Las células que conforman un Autómata Celular toman como valor un elemento de un conjunto finito de estados. Los elementos del conjunto de estados pueden ser de diferentes tipos (números, letras, símbolos, etc.) puesto que la naturaleza de los estados no es relevante.
- Vecindad.- Es un bloque de células que define los límites en las interacciones locales del Autómata Celular. Cada una de las células evoluciona de acuerdo al estado en que se encuentran sus células vecinas y del suyo propio.

- Función de transiciones locales o regla de evolución.- La regla de evolución determina el estado al cual van a evolucionar todas y cada una de las células en el tiempo $t + 1$ a partir de los estados de las células que forman la vecindad en el tiempo t . Además, la regla de evolución se aplica de manera sincrónica para todas las células del Autómata en el mismo paso de tiempo.
- Tiempo de evolución.- La evolución de un Autómata Celular ocurre durante un intervalo de tiempo discreto.

4.2.1 AC para modelar tránsito de autos

En [36] se propone un mecanismo para encontrar reglas de Autómatas Celulares que reproduzcan el comportamiento del flujo de tránsito de vehicular en una dimensión. Este mecanismo está basado en el uso de herramientas de teoría de gráficas tales como: diagramas de Bruijn, de subconjuntos, y de ciclos. Estos diagramas nos permiten caracterizar a un Autómata Celular y predecir su comportamiento en el tiempo aún antes de implementar una simulación del mismo en una computadora. Para incorporar las herramientas gráficas al análisis y caracterización de Autómatas Celulares para la modelación de flujo de tránsito de autos, se estableció como punto de partida la regla de AC(2,1) 184 por ser el modelo con la dinámica más sencilla. Posteriormente, se tomó como base el modelo creado por Kai Nagel (ver Figura 4.3.) [26], el cual es representado por un Autómata Celular que reproduce el flujo de tránsito de autos en una dimensión y en una dirección.

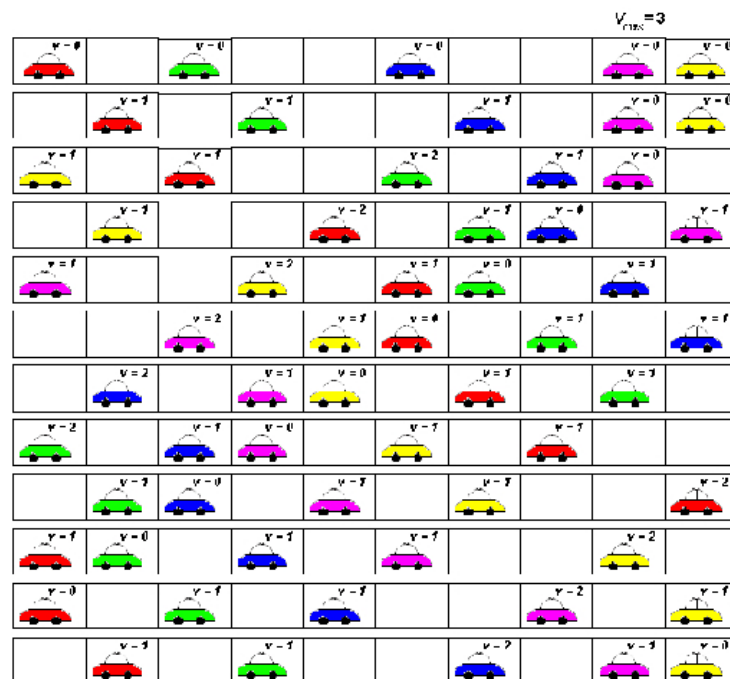


Figura 4.3. Flujo de tránsito de autos aplicando el modelo de Nagel con $V_{max}=3$ y $\rho = 0.5$.

A partir de este modelo se propuso un método para poder utilizar los diagramas de Bruijn, de subconjuntos y de ciclos debido a que el modelo original de Nagel no permite de manera directa la utilización de dichos diagramas. El método consiste en la indentificación de reglas o Autómatas Celulares basados en la notación de Wolfram [90],[131]. Además, las reglas identificadas deben tener un comportamiento equivalente al modelo de Nagel. La primer regla que se obtuvo y que se analizó fue la regla 43, la cual es representada por un Autómata Celular de orden (2,1). Para analizar la regla de 43, se construyeron los respectivos diagramas de Bruijn (ver Figura 4.4.), de subconjuntos (ver Figura 4.5.), y los diagramas de Bruijn extendidos a vecindades parciales de 4 y 6 células.

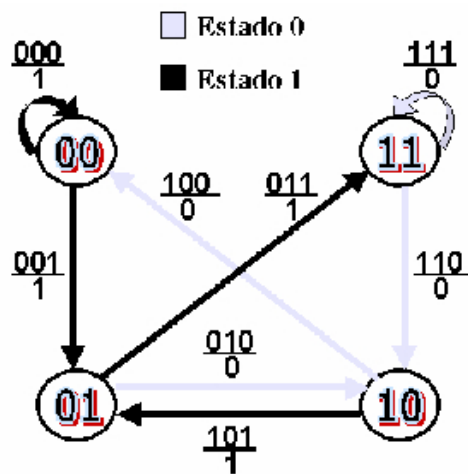


Figura 4.4. Diagrama de Bruijn de la regla 43.

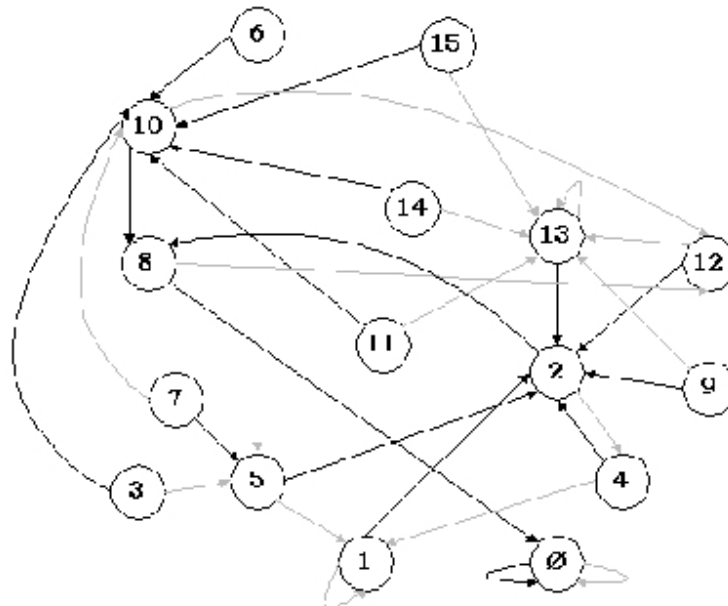


Figura 4.5. Diagrama de subconjuntos de la regla 43.

Una vez construidos los diagramas antes mencionados se pudieron identificar los desplazamientos de las células (autos) en una generación (ver Figura 4.6.). Con esto se pudo constatar que la regla 43 no reproduce de manera global el mismo comportamiento que el modelo de Nagel debido a que no incluye todas las configuraciones de autos que se pueden presentar en la carretera en el caso de que la velocidad máxima que pueden alcanzar éstos sea igual a 1.

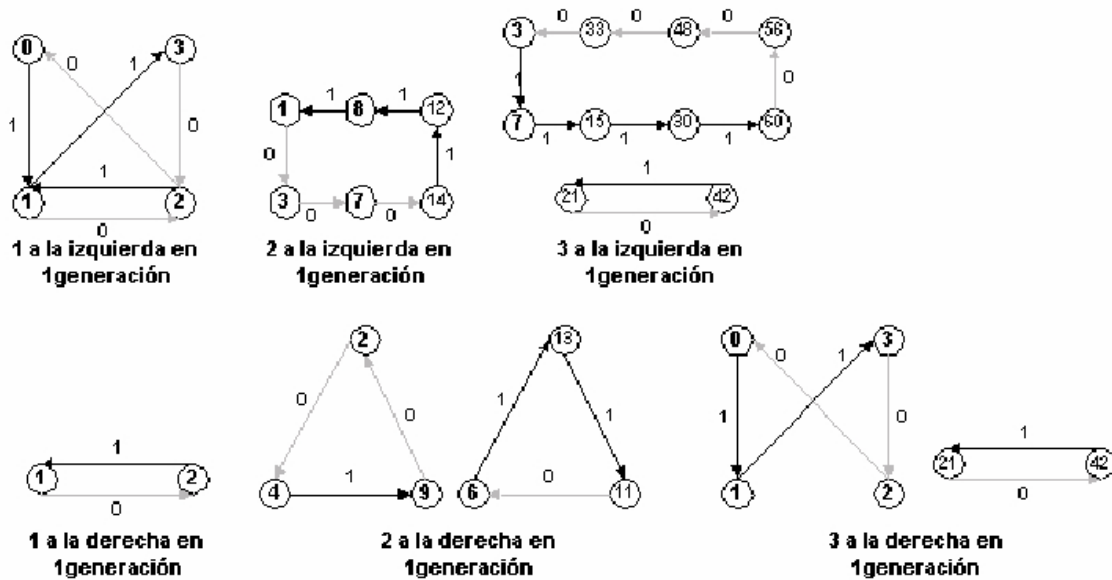


Figura 4.6. Desplazamientos en una generación que tienen las células al aplicar la regla 43.

4.2.1.1 EI AC LCATRAFFICFLOWVMAX2 A raíz de que los resultados obtenidos del análisis de la regla 43, se propuso una regla representada por un Autómata Celular de orden (4,2), la cual sí incluye todas las configuraciones posibles cuando el modelo contempla dos velocidades. A este Autómata Celular se le denominó LCATRAFFICFLOWVMAX2 [40].

Al igual que en el caso de la regla 43, para LCATRAFFICFLOWVMAX2 se construyó su respectivo diagrama deBruijn (ver Figura 4.7.), y a partir de este diagrama se caracterizaron los desplazamientos de las diversas configuraciones de autos representadas por medio de anillos (ver Figuras 4.9. y 4.8.) y diagramas de ciclos (ver Figura 4.10.), a través de los cuales se identificaron patrones de desplazamiento.

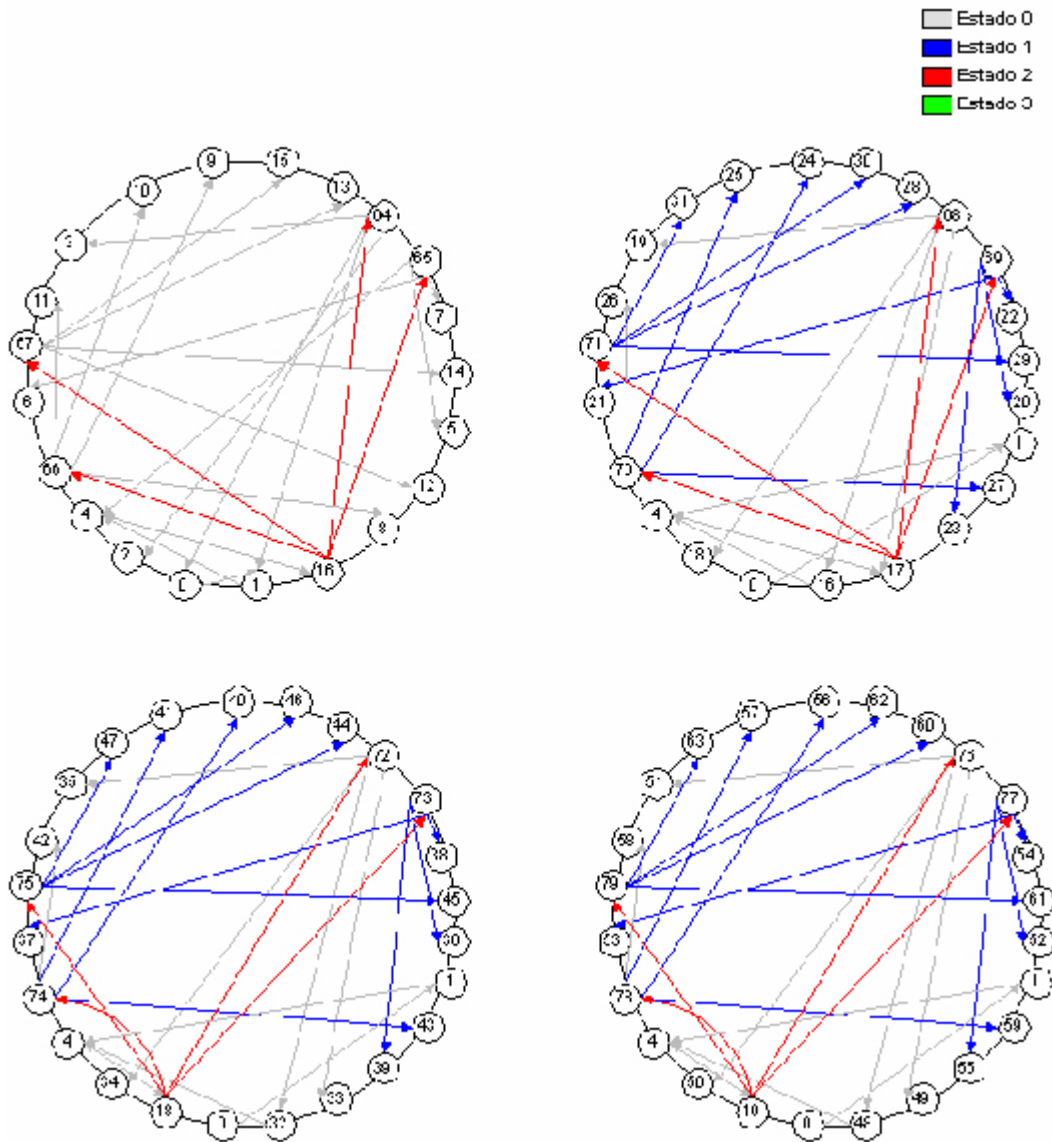


Figura 4.7. Fragmento del diagrama de Bruijn de LCATRAFFICFLOWVMAX2 el cual tiene un comportamiento equivalente al del modelo de Nagel con $V_{max}=2$.

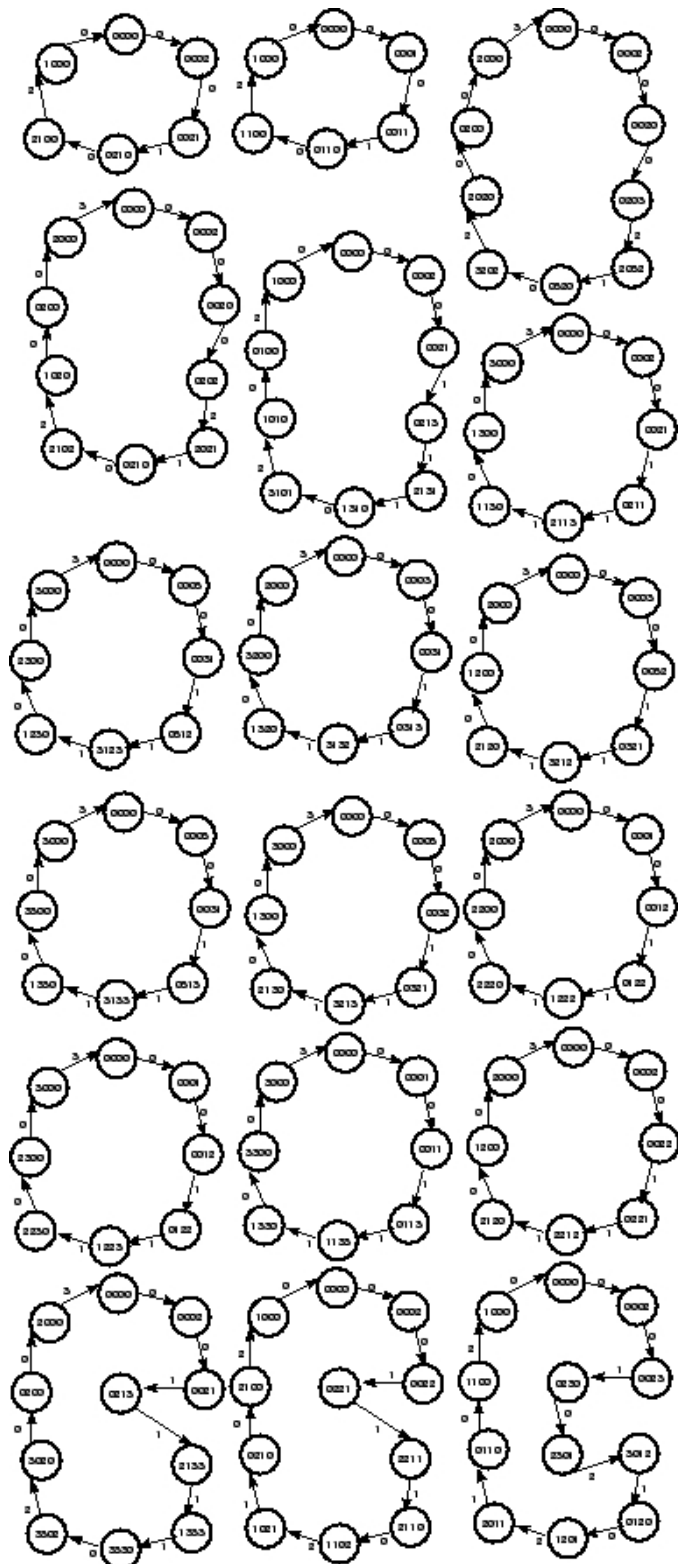


Figura 4.8. Anillos que generan secuencias en las cuales las células no tienen desplazamientos uniformes hacia la derecha.

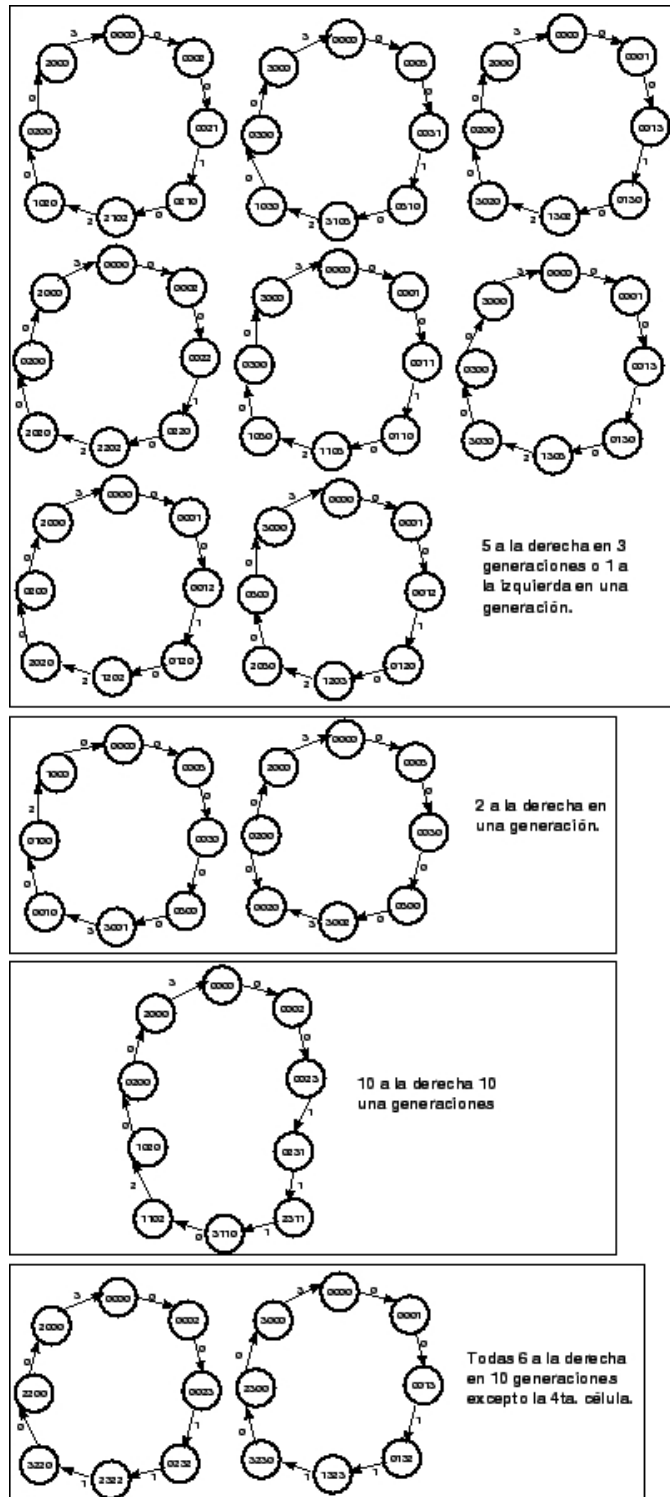


Figura 4.9. Anillos que generan secuencias en las cuales las células tienen desplazamientos uniformes hacia la derecha.

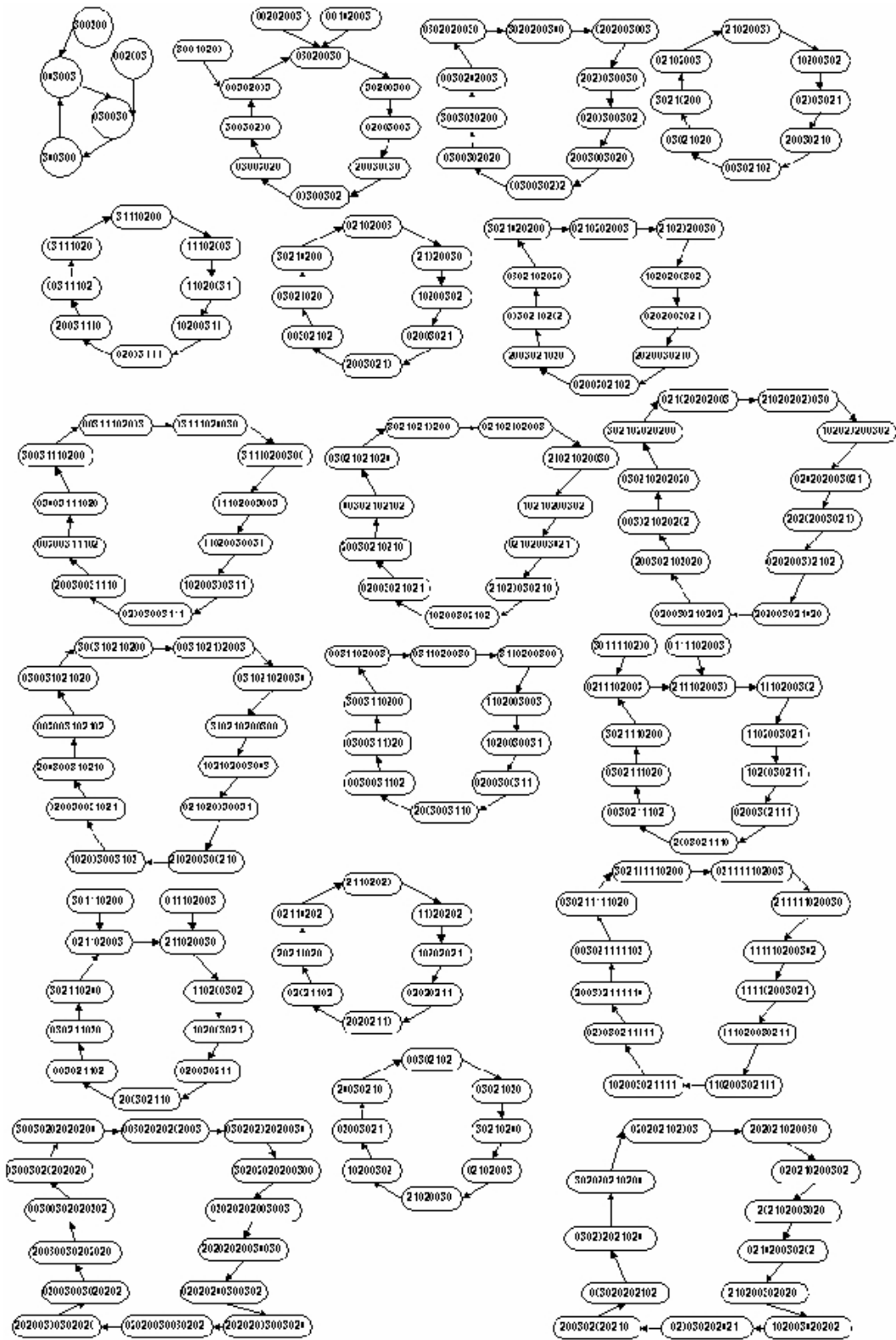


Figura 4.10. Algunos ciclos de diferentes periodos de LCATRAFFICFLOWVMAX2.

Como resultado de este análisis, se llegó a la conclusión de que LCATRAFFICFLOWVMAX2 tiene un comportamiento equivalente al modelo de Nagel cuando la velocidad máxima que pueden alcanzar los autos es igual a 2, con la diferencia que nuestro modelo es completamente determinístico. La ventaja que tiene LCATRAFFICFLOWVMAX2 es que se puede predecir o analizar su comportamiento aún antes de llevar a cabo una simulación en computadora. Esto es posible utilizando las herramientas de teoría de gráficas antes citadas. El utilizar herramientas gráficas nos permitió realizar un estudio amplio de LCATRAFFICFLOWVMAX2 de manera confiable y funcional sin tener por necesidad que contar con un gran equipo de potentes computadoras para llevar a cabo simulaciones.

A partir del estudio de LCATRAFFICFLOWVMAX2 por medio de herramientas gráficas, se construyó un software para simular este Autómata Celular y visualizar su comportamiento en el tiempo. En las siguientes Figuras se muestran las pantallas que ilustran las funciones principales de este software.

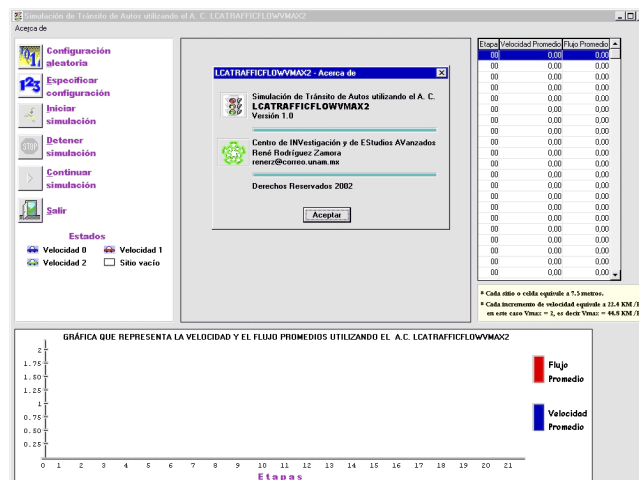


Figura 4.11. Pantalla principal.

En esta investigación se obtuvieron resultados importantes, y uno de los objetivos subsecuentes era el de poder definir otros Autómatas Celulares en los cuales el rango de velocidades para los autos fuese mayor. Sin embargo, el aumentar el rango de velocidades para los autos implica un aumento exponencial en la complejidad del Autómata, lo que significa que la caracterización de dicho Autómata se vuelve extremadamente difícil. Por esta razón, y sin abandonar la idea de utilizar Autómatas Celulares como paradigma de modelación, se tomó como objeto de estudio un ecosistema, siendo éste un sistema complejo de otra naturaleza y con otras características, y dando así origen al objetivo primario de esta investigación: el utilizar Autómatas Celulares en la modelación de ecosistemas. Como se menciona en la introducción, como punto de partida se hizo un análisis del estado del arte para delimitar esta investigación, y se tomaron como objetos particulares de estudio los modelos correspondientes al área de ecología poblacional. Así pues, se estudiaron modelos poblacionales

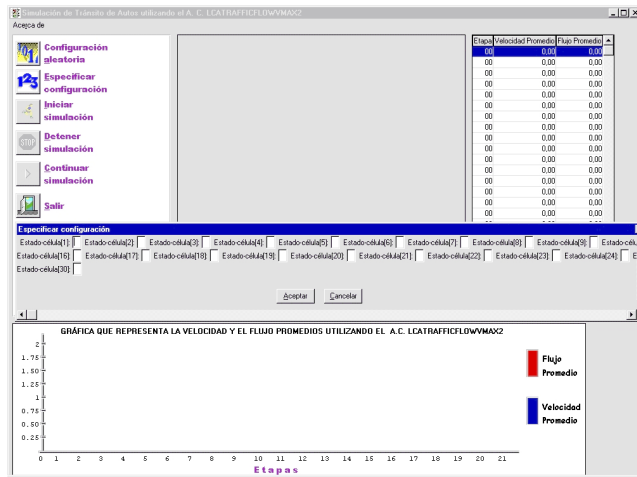


Figura 4.12. Pantalla donde se especifica la configuración inicial.

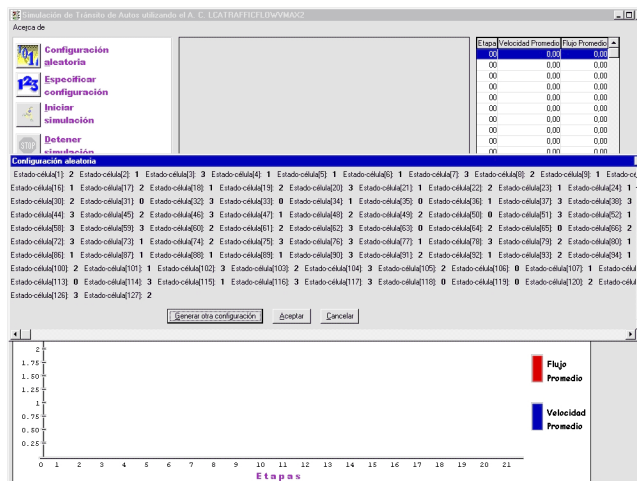


Figura 4.13. Pantalla donde se genera una configuración inicial aleatoria.

clásicos y se tomaron como referencia para la definición de los modelos propuestos en esta tesis. Se estudiaron también diversas plataformas computacionales para implementar los modelos de simulación utilizando Autómatas Celulares [135]. No obstante, durante el análisis del estado del arte y el desarrollo de los primeros experimentos, se observó que la forma de utilizar a los Autómatas Celulares como paradigma de modelación en ecología representaba un alto grado de complejidad dados los objetivos de la investigación. Por esta razón, se buscó otro paradigma que complementara y fortaleciera el uso de Autómatas Celulares. Como resultado de esta búsqueda y del análisis de las plataformas computacionales, se encontró que los Sistemas MultiAgentes se pueden interrelacionar muy bien con los Autómatas Celulares y explotar así las potencialidades de ambos paradigmas. Es por eso que a continuación se presenta el modelo de Sistemas MultiAgentes y su aplicabilidad en el área de ecología.

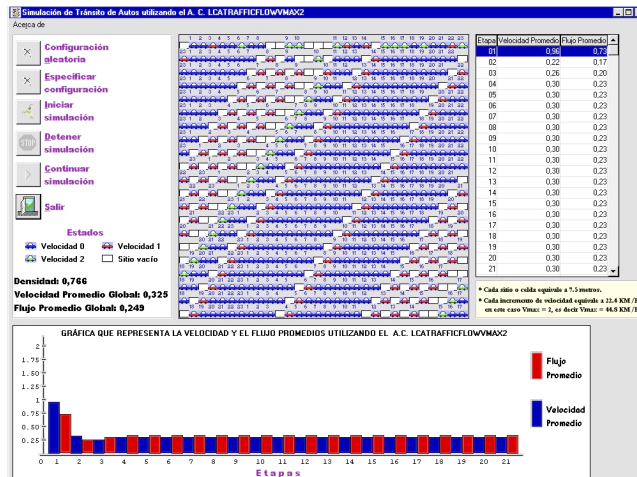


Figura 4.14. Pantalla donde se muestra la evolución del Autómata Celular con un arreglo pequeño.

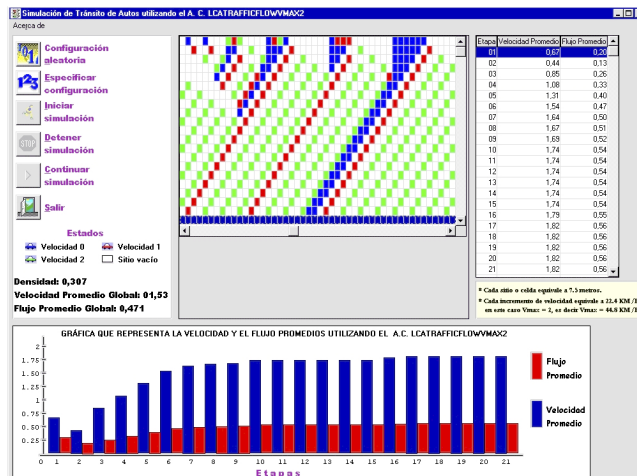


Figura 4.15. Pantalla donde se muestra la evolución del Autómata Celular con un arreglo grande.

4.3 EL MODELO DE SISTEMAS MULTIAGENTES

Un Sistema MultiAgentes es un conjunto de elementos llamados agentes, los cuales poseen relativa autonomía para llevar a cabo acciones reactivas y/o proactivas las cuales van encaminadas a satisfacer necesidades individuales o colectivas; y a través de las cuales modifican el entorno o medio ambiente en el cual coexisten. Debido a las características que definen la naturaleza y la manera de operar de un Sistema MultiAgentes, se les utiliza como paradigma de modelación fundamental para la construcción del nuevo modelo de ecosistemas que se propone en este trabajo de investigación.

4.3.1 Estructura de un Sistema MultiAgentes

En la Figura 4.16. se puede observar un agente interactuando con su medio ambiente y con otros agentes. Esta Figura ilustra el concepto de lo que es un Sistema MultiAgentes.

De acuerdo a lo anterior, el concepto de Sistema MultiAgentes se puede definir como un sistema que está compuesto por los siguientes elementos:

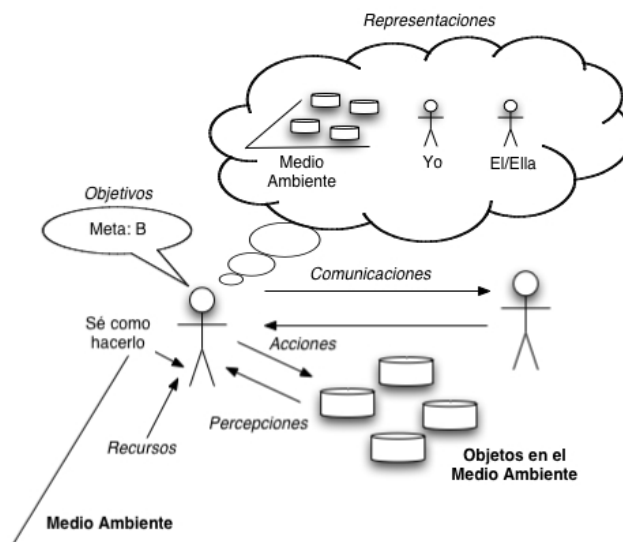


Figura 4.16. Representación de un Sistema MultiAgentes.

- Un medio ambiente E , esto es, un espacio el cual generalmente tiene un volúmen o un tamaño.
- Un conjunto de objetos O . Estos objetos están situados, es decir, es posible en un momento dado asociar a cualquier objeto una posición en E . Además, estos objetos son pasivos, lo que significa que pueden ser percibidos, creados, destruidos, y modificados por los agentes.
- Un conjunto de agentes A , los cuales son objetos específicos que representan las entidades activas del sistema y donde $A \subset O$.
- Un conjunto de relaciones R , las cuales enlazan a los objetos (y por lo tanto a los agentes) unos con otros.
- Un conjunto de operaciones Op , las cuales hacen posible que el ensamble de agentes A perciba, produzca, consuma, transforme y manipule a los objetos de O .

- Operadores, los cuales tienen la tarea de representar la aplicación de estas operaciones y la reacción del “mundo” ante el intento de modificación.

La creación de un Sistema MultiAgentes requiere de la definición simultánea de la estructura de los agentes y de su medio ambiente, así como de las acciones que llevan a cabo dichos agentes dentro de ese medio ambiente.

Tomando en cuenta las características de un Sistema MultiAgentes espacial, podemos definir a un Agente de la siguiente manera:

Un agente espacialmente situado se define como una entidad física (o quizás como una entidad computacional si ésta es simulada) la cual:

- *Se sitúa en un medio ambiente.*
- *Se conduce de acuerdo a una función de sobrevivencia/satisfacción.*
- *Posee recursos propios.*
- *Es capaz de percibir su medio ambiente (aunque de una manera limitada).*
- *Prácticamente no cuenta con una representación de su medio ambiente.*
- *Posee habilidades.*
- *Puede tener la capacidad de reproducirse.*
- *Su comportamiento tiende a satisfacer su función de sobrevivencia/satisfacción, tomando ventaja de los recursos, percepciones y habilidades de los que disponga.*

Las áreas de aplicación de los Sistemas MultiAgentes son particularmente numerosas y siguen evolucionando con el tiempo. Podemos dividir las aplicaciones de los Sistemas MultiAgentes en cinco categorías principales (ver Figura 4.17.); las áreas de aplicación en la que se ubica esta investigación son la construcción de mundos artificiales y la simulación MultiAgente.

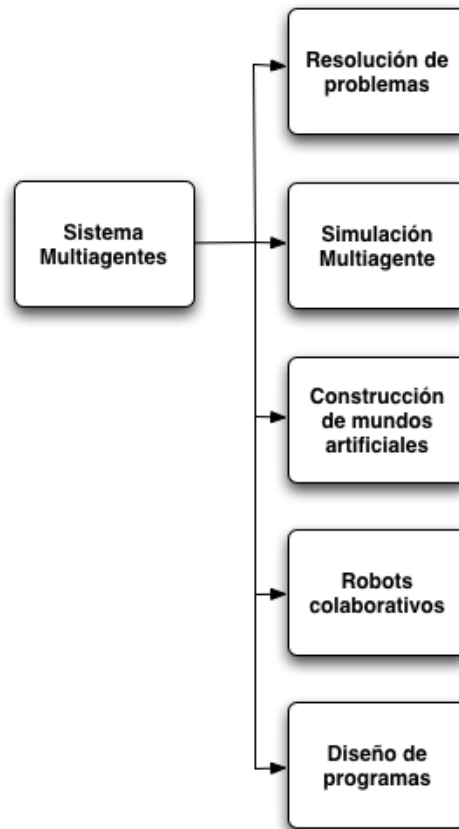


Figura 4.17. Algunas áreas de aplicación de los Sistema MultiAgentes.

4.3.2 Simulación MultiAgente y Ecología

La construcción de mundos virtuales juega un rol importante en la investigación sobre Sistemas MultiAgentes debido a que a través de éstos es posible concentrarse en analizar ciertos mecanismos de interacción a un nivel de detalle que no sería posible alcanzar si se estuviese trabajando con una aplicación real. Por ejemplo, el análisis de un protocolo de cooperación, o el comprender la influencia del comportamiento en la regulación de una sociedad, puede ser más viable si se trabaja sobre mundos virtuales en lugar de aplicaciones en las cuales se obtiene como resultado un beneficio inmediato.

Un ejemplo clásico de la utilización de mundos virtuales es un modelo ecológico el que se conoce como *la cacería*, en donde la idea básica es que existen dos poblaciones: una de agentes que representan a los depredadores, los cuales tienen que atrapar a las presas rodeándolas; y otra de agentes que representan a las presas, las cuales tienen que escapar de los depredadores. Aquí el problema, desde el punto de vista de los Sistemas MultiAgentes, consiste por una parte, en coordinar las acciones de los depredadores de tal forma que puedan rodear a las presas tan rápido como sea posible; y por otra parte,

en definir los mecanismos de reacción de las presas ante el acecho de los depredadores. Así pues, tenemos aquí un problema el cual ofrece la posibilidad de analizar estrategias de cooperación, cognitivas, y mecanismos de reacción por parte de los agentes.

A partir de la construcción de mundos artificiales se construyen simulaciones MultiAgentes. La simulación es una área muy activa en las ciencias de la computación, y consiste en analizar las propiedades de modelos teóricos del mundo real. Diversas áreas del conocimiento tales como: física, química, biología, economía, geografía y ciencias sociales utilizan frecuentemente la simulación por computadora para explicar fenómenos naturales. Para hacer esto, los investigadores construyen modelos del problema real que están estudiando, y posteriormente llevan a cabo su validación implementando una simulación de dicho modelo en una computadora. Generalmente, estos modelos se definen en forma de relaciones matemáticas entre las variables que representan los valores físicos que pueden medirse en la realidad. Algunos de los modelos que se utilizan con mayor frecuencia son los basados en ecuaciones diferenciales y los basados en matrices de transición. Estos tipos de modelos se basan en la definición de la relación causa-efecto entre las variables de entrada y las variables de salida. Un ejemplo clásico de este tipo de modelos es el modelo de Lotka-Volterra descrito en el capítulo 2. Aunque se han conseguido numerosos avances tanto en la teoría como en la práctica, estos modelos y las técnicas de simulación numérica asociadas presentan algunos de los siguientes problemas:

- La complejidad y el realismo de los parámetros.- Considerando la utilidad y correspondencia con la realidad, los modelos matemáticos como el de Lotka-Volterra contienen parámetros difíciles de estimar, lo que conlleva a debilitar el realismo del modelo. Por ejemplo, en el modelo depredador-presa de Lotka Volterra existe un coeficiente que indica la eficiencia con la cual los depredadores convierten las presas devoradas en nuevos descendientes (otros depredadores). Este coeficiente parece bastante simplificado si pensamos en todos los complejos comportamientos (jerarquías y dominancia, estrategias sexuales, uso del territorio, etc) que tienen un impacto directo en la fecundidad de un depredador.
- Dificultad para modelar las acciones.- Quizás la crítica más seria que se le puede hacer a los modelos matemáticos es que es muy difícil, o prácticamente imposible tomar en cuenta las acciones de las presas o los depredadores a nivel individual, y por consecuencia también las modificaciones que realizan en el medio ambiente en el cual fluye su comportamiento. La mayoría de los fenómenos colectivos son el resultado de un conjunto de decisiones que toman los individuos de acuerdo al comportamiento de otros actores en el sistema. Si consideramos las acciones solamente en términos de sus consecuencias medibles a nivel global, o de su probabilidad de aparición, será difícil

identificar fenómenos que emergen a partir de la interacción de los comportamientos individuales, en particular aquellos relacionados con la cooperación intra e interespecífica.

- Deficiencia cualitativa.- Por su naturaleza, las simulaciones digitales pueden considerar solamente los parámetros cuantitativos, y parecen de poca ayuda cuando son contrastados con los datos cualitativos coleccionados por los investigadores en el campo. Si contemplamos el intrincado balance de las relaciones entre el comportamiento de las especies en su habitat y sus mecanismos de reproducción, los modelos matemáticos dejan varios aspectos interesantes a nivel cualitativo los cuales se pueden analizar tomando ventaja de las simulaciones por computadora.

Los Sistemas MultiAgentes añaden una perspectiva a los conceptos de modelación y simulación en las ciencias ambientales, debido a que a través de éstos es posible la representación del comportamiento y las interacciones de los individuos en particular. La simulación Multiagente está basada en la idea de que es posible representar en forma computarizada el comportamiento de las entidades que están activas en el mundo, y por lo tanto es posible representar fenómenos que surgen como fruto de las interacciones de un ensamble de agentes con su propia autonomía operacional. Por ejemplo, en un modelo Multiagente poblacional, los individuos se representarán directamente en forma de agentes, y el número de individuos de una determinada especie surgirá como resultado de las confrontaciones (cooperación, reproducción, etc.) de los comportamientos de todos los individuos representados en el sistema.

Este tipo de sistemas constituyen "micro-mundos artificiales", y es posible controlar todas sus características para reproducir toda una serie de experimentos, como si se estuviesen manejando en un laboratorio. Así pues, este tipo de sistemas es similar a los modelos a pequeña escala utilizados en la aeronáutica; la principal diferencia estriba en el hecho de que el modelo a pequeña escala en un Sistema MultiAgentes toma la forma de una entidad computacional, y no una estructura física, como es el caso de los modelos en aeronáutica.

De acuerdo a lo anterior, cualquier persona que utilice un simulador tiene un rol activo, es decir, en el caso de un investigador, éste emplea un Sistema MultiAgentes como si fuese un laboratorio en miniatura en el cual mueve a los individuos, modifica su comportamiento, así como las condiciones del medio ambiente en el cual habitan las entidades que se están modelando. A cada agente se le asigna una "etiqueta", la cual debe ser sencilla, de tal forma que se le pueda dar seguimiento a detalle durante su evolución en la simulación.

Las principales cualidades de la modelación Multiagente es su capacidad de integración y su flexibilidad. Por ejemplo, es posible integrar en el mismo modelo variables cuantitativas, ecuaciones diferenciales, y comportamientos basados en reglas

simbólicas. Además, como los individuos siempre son diferentes unos de otros, es posible añadir nuevos tipos de agentes con su propio modelo de comportamiento, los cuales a su vez interactuarán con los agentes que ya fueron previamente definidos. Por ejemplo, en un modelo de un bosque, es posible introducir una nueva especie animal o vegetal y analizar sus interacciones con las otras especies que ya han sido modeladas.

Finalmente, los Sistemas MultiAgentes hacen posible el modelar situaciones complejas en las cuales las estructuras globales emergen a partir de las interacciones entre los individuos a nivel local.

4.4 COMENTARIOS

En este capítulo se describe a los Autómatas Celulares y a los Sistemas MultiAgentes como paradigmas de modelación, y se explica el porqué se establece la interrelación entre el modelo de Autómata Celular y el modelo de Sistemas MultiAgentes. En el siguiente capítulo se describe cómo es que se establece esta interrelación a través de la especificación de dos capas para la definición del nuevo modelo de ecosistemas presentado en esta tesis.

REFERENCIAS

1. C. Adami. On modeling life. *Artif. Life*, 1(4):429–438, 1994.
2. E.R. Banks. Universality in cellular automata. In *Proc. 11th Switch, Automata Th. Conf. (1970)*, 1970.
3. George D. Birkhoff. *Dynamics Systems*. American Mathematical Society, Providence Rhode Island, 1927.
4. Eric Bonabeau, Marco Dorigo, and Guy Theraulaz. *Swarm Intelligence*. Oxford University Press, 1999.
5. F. Bousquet and C. Le Page. Multi-agent simulations and ecosystem management: a review. *Ecological Modelling*, 176:313–332, 2004.
6. Paul Box. *Integrating GIS and Agent-Based Modelling Techniques*, chapter Spatial Units as Agents, pages 59–82. Oxford University Press, 2002.
7. Arthur W. Burks, editor. *Essays on Cellular Automata*. University of Illinois Press, Urbana, 1970.
8. E.F. Codd. *Cellular Automata*. Academic Press, New York, 1968.
9. J. Ferber. Using reactive multi-agent systems in simulation and problem-solving, 1992.
10. Martin Gardner. On cellular automata, self-reproduction, The Garden of Eden and the game “Life”. *Scientific American*, 224(2):112–117, 1971.
11. L. Gasser, C. Braganza, and N. Herman. MACE: a flexible testbed for distributed AI research. In M. N. Huns, editor, *Distributed Artificial Intelligence*, pages 119–152. Pitman, 1987.
12. Gustav Arnold Hedlund. Endomorphisms and automorphisms of the shift dynamical system. *Mathematical Systems Theory*, 3:320–375, 1969.
13. C. Hewitt, P. Bishop, and R. Steiger. A universal modular actor formalism for artificial intelligence. In *Third International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 1973.

14. J. Holland. *Automata, Languages, Development*, chapter Studies of the spontaneous emergence of self-replicating systems using cellular automata and formal grammars, pages 385–404. North Holland Publishing Co., 1976.
15. <http://www.hps-inc.com>. Sitio de la empresa que desarrolla STELLA.
16. C. Iffenecker and J. Ferber. Using multi-agent architecture for designing electromechanical products. In *Proceedings of Avignon '92 conference on Expert Systems and their Applications*. Avignon, 1992.
17. T. Ikegami and T. Hashimoto. Active mutation in self-reproducing networks of machines and tapes. *Artif. Life*, 2(3):305–318, 1995.
18. James Ingham. What is an agent? Technical report, Centre for Software Maintenance, University of Durham, 1999.
19. J. Ferber. *Multi-agent Systems*. Addison Wesley, 1999.
20. Kendall Preston Jr. and Michael J. B. Duff. *Modern Cellular Automata*. Plenum Press, New York, 1984.
21. C. Langton. *Artificial Life*. Addison Wesley, 1988.
22. V. R. Lesser and D. D. Corkill. The Distributed vehicle monitoring testbed: A tool for investigating distributed problem-solving networks. *AI Magazine*, 4(3):15–33, 1983.
23. W. S. McCulloch and W. Pitts. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5:115–133, 1943.
24. Harold V. McIntosh. *Linear Cellular Automata*. Universidad Autónoma de Puebla, 1987, Revisado en Agosto de 1990.
25. J. A. Meyer and A. Guillot. Simulation of adaptive behavior in animats: Review and prospect, 1989.
26. Kai Nagel. *High-speed microsimulations of traffic flow*. PhD thesis, Mathematisches Institute, Universität zu Köln, 1994.
27. H. Nishio and Y. Kobuchi. Fault tolerant cellular spaces. *J. Comput. Syst. Sci.*, 11:150–170, 1975.
28. S.D.G. Swarm Development Group. 2005.
29. L. Steels. Cooperation between distributed agents through self-organization. In Y. Demazeau and J. P. Muller, editors, *Decentralized AI*, 1989.
30. Paul M. Torrens and D. O'Sullivan. Cellular automata and urban simulation: where do we go from here. *Environment and Planning B*, 28:163–168, 2001.
31. John von Neumann. Probabilistic logics and the synthesis of reliable organisms from unreliable components, 1963.
32. John von Neumann. *Theory of self reproducing cellular automata*. University of Illinois Press, 1966.
33. Stephen Wolfram. *Theory and Applications of Cellular Automata*. World Scientific, 1986.
34. Stephen Wolfram. *Cellular Automata and Complexity*. Addison Wesley, 1994.
35. Xing-She Yang. Characterization of multispecies living ecosystems with cellular automata. *Artif. Life*, 8:138–141, 2002.
36. René Rodríguez Zamora. Modelación de flujo de tránsito de autos utilizando autómatas celulares. Master's thesis, CINVESTAV-IPN, 2002.
37. René Rodríguez Zamora and Sergio V. Chapa Vergara. Plataformas computacionales para la simulación de sistemas ecológicos. In CINVESTAV-IPN, editor, *IX Conferencia de Ingeniería Eléctrica*, pages 562–571, D.F., México, September 2003.
38. René Rodríguez Zamora and Sergio V. Chapa Vergara. Cellular automata and multi-agent systems to simulate predator-prey interactions. In *Proceedings of The Fifth European Conference on Ecological Modelling*. Institute of Physicochemical and Biological Problems in Soil Science, 2005.
39. René Rodríguez Zamora and Sergio V. Chapa Vergara. A multi-agent system to simulate predator-prey interactions. In *Proceedings of The 2005 International Conference on Modeling, Simulation and Visualization Methods, MSV' 05*, Las Vegas, Nevada, USA, June 2005.
40. René Rodríguez Zamora and Sergio Víctor Chapa Vergara. Cellular automata, 6th international conference on cellular automata for research and industry, acri 2004, amsterdam, the netherlands, october 25–28, 2004, proceedings. In Peter M. A. Sloot, Bastien Chopard, and Alfons G. Hoekstra, editors, *ACRI*, volume 3305, pages 306–315. Springer Verlag, 2004.

CAPITULO 5

DEFINICIÓN DEL NUEVO MODELO DE ECOSISTEMAS

5.1 EL NUEVO MODELO DE ECOSISTEMAS

El modelo de ecosistemas propuesto en esta tesis se compone básicamente de tres elementos: Una capa que corresponde a un Autómata Celular, una capa que corresponde a un Sistema MultiAgentes, y una Simulación MultiAgente, en la cual se interrelacionan las dos capas. En este capítulo, además de la descripción, se presenta el nuevo modelo de ecosistemas a través de dos casos de estudio en los cuales se simulan interacciones ecológicas de tipo depredador-presa.

5.2 COMPOSICIÓN DEL NUEVO MODELO DE ECOSISTEMAS

5.2.1 La Capa correspondiente al Autómata Celular

En esta capa se utiliza un Autómata Celular para representar una región espacial. Este Autómata Celular se define en dos dimensiones y se compone de los siguientes elementos:

- Estados.- Como estados que pueden asumir las celdas o células del Autómata Celular podemos considerar ciertos atributos geográficos; por ejemplo: tipo de vegetación, uso de suelo, etc.
- Espacio de evoluciones.- Aquí establecemos los límites espaciales del Autómata. Con esto tenemos la posibilidad de codificar la topología y estructura espacial en mallas, como se muestra en la Figura 5.1..

- Vecindades.- Es la definición del rango espacial de influencia para cada una de las células que componen el Autómata que se está estudiando.
- Dominio temporal.- Es el tiempo de evolución, el cual nos permite explorar la relación entre el espacio y el tiempo, lo que nos abre la posibilidad de experimentar con modelos dinámicos.

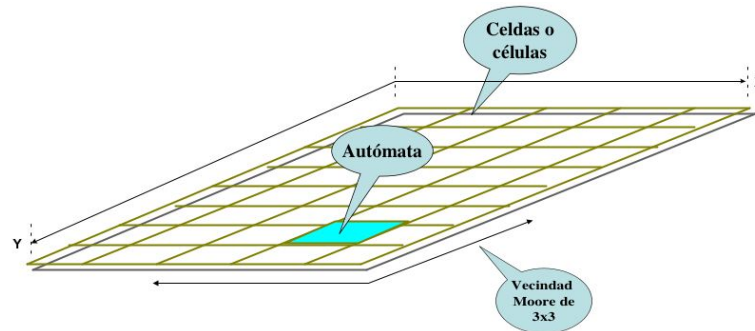


Figura 5.1. Malla que compone el espacio de evoluciones de un Autómata Celular.

Este tipo de Autómata Celular es muy útil para representar regiones con diversas características geográficas. Incluso podemos realizar experimentos mediante simulaciones utilizando modelos simples que refieran solamente las características de las regiones geográficas incluidas en el Autómata Celular. Con esto es suficiente para estudiar por ejemplo, la manera en que se difunde un incendio forestal a través del tiempo. Sin embargo, este tipo de Autómata es insuficiente para representar, por ejemplo, especies animales habitando una región geográfica debido a que este tipo de Autómata Celular es inmóvil, es decir, las células que lo integran no se pueden mover en el espacio, cosa que por supuesto sí pueden hacer las especies animales. El movimiento espacial en este tipo de Autómata Celular se da únicamente a través de la difusión de información entre las vecindades que integran el Autómata. De tal forma, si queremos llevar a cabo simulaciones con modelos más realistas, tenemos que complementar este Autómata con otro tipo de Autómata Celular que permita la representación de especies las cuales se puedan desplazar a través de la región geográfica que habitan. A este tipo de Autómata Celular se le conoce como Sistema MultiAgentes.

5.2.2 La Capa correspondiente al Sistema MultiAgentes

Como mencionamos anteriormente, un agente es una entidad que tiene la propiedad de controlar sus propias acciones independientemente de otras entidades. Los agentes tienen todas las características que corresponden a un Autómata Celular, sin embargo, tienen el atributo adicional de poder ser programados para moverse libremente dentro del medio ambiente en el cual habitan. Podemos definir entonces a un Sistema MultiAgentes como un Autómata Celular donde las células (agentes) se

pueden mover libremente dentro del espacio de evoluciones. Como podemos ver en la Figura 5.2., en un Sistema Multiagentes también existen vecindades y los agentes se pueden comunicar entre sí a través del paso de mensajes.

Dadas las características de los Sistemas MultiAgentes, podemos definir uno para modelar y simular las interacciones que mantienen las diversas especies animales que habitan una determinada región geográfica.

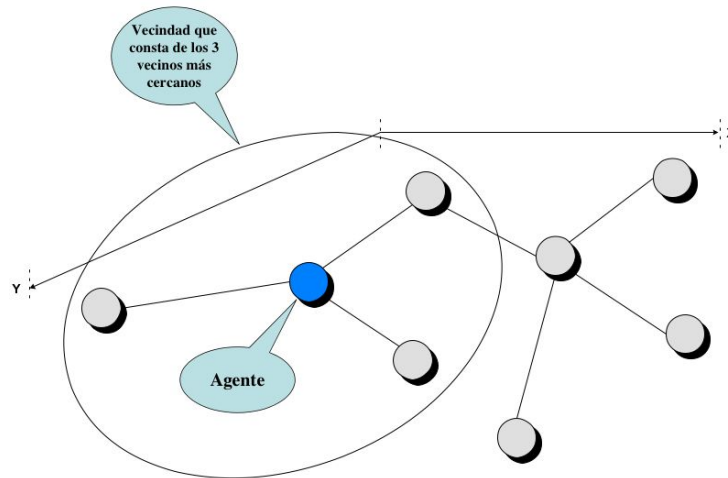


Figura 5.2. Sistema Multiagentes representado en dos dimensiones.

Como ya se ha mencionado anteriormente, en esta tesis se interrelacionan Autómatas Celulares y Sistemas MultiAgentes para modelar y simular interacciones que se dan en un ecosistema. Básicamente se define un esquema de modelación que consta de dos capas. Tenemos una capa inferior donde se modela el territorio que constituye una cierta región geográfica, y una capa superior, donde se modelan las especies que habitan dicho territorio. Como resultado tenemos un esquema como el de la Figura 5.3., donde la capa inferior se representa por medio de un Autómata Celular, el cual contiene las características de la región geográfica que se está modelando; mientras que la capa superior representa el Sistema Multiagentes con el cual modelamos las interacciones que mantienen entre sí y con su medio ambiente las especies “que habitan” el Autómata Celular.

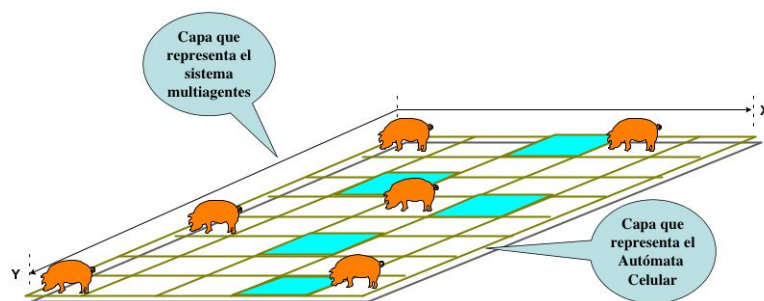


Figura 5.3. Modelación en dos capas donde se utiliza un Sistema Multiagentes y un Autómata Celular.

5.2.3 Simulación MultiAgente

En la definición de la Simulación MultiAgente se incluye toda la descripción del problema que se está modelando utilizando el nuevo modelo de ecosistemas, para esto se utilizan diagramas UML de estados, de clases, y de actividades. Una vez definida la Simulación MultiAgente se observan los resultados a través de mapas y gráficos que muestran la evolución del sistema a través del tiempo. En las siguientes secciones se presentan dos casos de estudio en los cuales se aplicó este nuevo modelo de ecosistemas.

5.3 CASOS DE ESTUDIO

5.3.1 Caso de Estudio I: Simulación de un modelo Depredador-Presa incluyendo una respuesta funcional Tipo I para los depredadores

Utilizando el nuevo modelo de ecosistemas se construyó como primer caso de estudio un modelo que simula interacciones depredador-presa [14]. Este modelo está basado en las ecuaciones clásicas de Lotka-Volterra incluyendo la respuesta funcional Tipo I para los depredadores. El modelo tiene las siguientes características:

- Contempla una capacidad máxima de carga.- Nosotros definimos el sistema sobre una latiz cuadrada finita incluyendo condiciones de límites periódicos.
- Es espacialmente explícito.- Tanto las presas como los depredadores tienen asociada una posición específica en la latiz, la cual representa el "mundo" en el cual habitan las dos especies. Cada sitio en la latiz puede contener una sola presa o un solo depredador.
- Exhibe movilidad.- Los individuos de las dos especies (presas y depredadores) pueden moverse libremente alrededor de su mundo.
- Crecimiento exponencial de la población de presas.- Las presas tienen una fuente de alimento ilimitada y la única razón por la cual una presa muere es por depredación.
- Respuesta funcional Tipo I para los depredadores.- Los depredadores consumen un número infinito de presas (nunca están saciados).

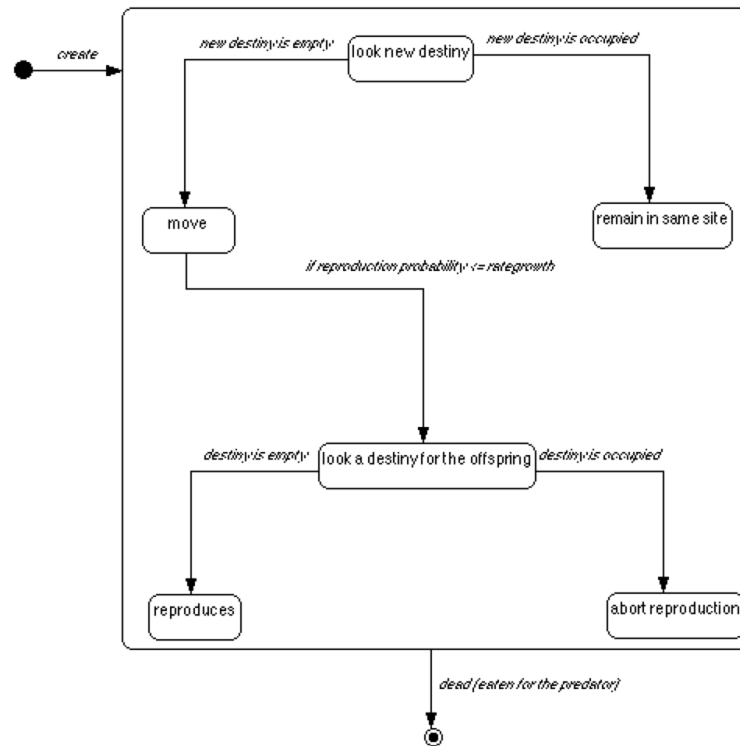


Figura 5.4. Diagrama de estados para una presa.

En las Figuras 5.7. y 5.5. mostramos los ciclos de vida de una presa y un depredador respectivamente utilizando diagramas de estados UML. Ambas especies forman parte de un Sistema Multiagentes, el cual hemos implementado para simular interacciones ecológicas tipo Depredador-Presa. En la Figura 5.7. podemos observar las acciones que llevan a cabo todas y cada una de las presas que integran el sistema. Primero, una presa elige de manera aleatoria, como nuevo destino, uno de los ocho sitios vecinos más próximos alrededor suyo, si el sitio que ha elegido ya está ocupado por otro individuo, entonces permanece en la misma posición. De otra forma, si el sitio que ha elegido como nuevo destino está vacío, entonces ejecuta el movimiento. Una vez que una presa se ha movido, entonces tiene la posibilidad de reproducirse de acuerdo a una cierta probabilidad. En este sentido, si la probabilidad de reproducción es menor o igual a la tasa intrínseca de reproducción de la presa, entonces ésta elige de forma aleatoria uno de los sitios de su vecindad para ubicar a su descendiente; si el sitio está vacío, entonces ubica ahí a su descendiente, en caso contrario, si el sitio ya está ocupado por otro individuo, entonces se aborta la reproducción. La transición hacia el estado final para una presa en el diagrama de estados UML de la Figura 5.7. sucede cuando dicha presa es devorada por un depredador.

Por otro lado, en la Figura 5.5. podemos observar las acciones que llevan a cabo todos y cada uno de los depredadores que integran el sistema. Al igual que las presas, los depredadores eligen de manera aleatoria uno de los ocho sitios vecinos más

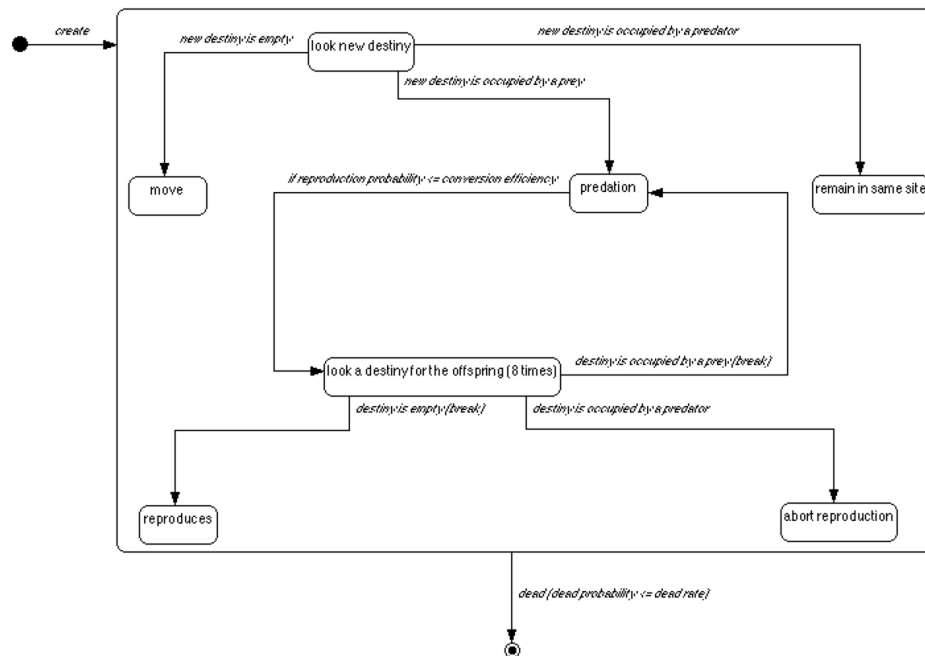


Figura 5.5. Diagrama de estados para un depredador.

próximos alrededor suyo para desplazarse hacia él. Si el sitio que ha elegido ya está ocupado por otro depredador, entonces permanece en el mismo lugar sin moverse. Si el sitio elegido está vacío, entonces ejecuta el movimiento. Por último, si el sitio elegido ya está ocupado por una presa, entonces el depredador devora a la presa (depredación) y se reproduce de acuerdo a una cierta probabilidad. Es decir, si la probabilidad de reproducción es menor o igual al factor que representa la eficiencia de convertir la biomasa de las presas consumidas en nuevos depredadores, entonces el depredador elige aleatoriamente uno de los sitios de su vecindad para albergar ahí a su descendiente, si el sitio elegido está vacío, entonces la reproducción procede y se ubica ahí al nuevo depredador. De otra forma, si el sitio elegido ya está ocupado por una presa, entonces el nuevo depredador devora a la presa (depredación) y se ubica en ese lugar. Finalmente, si el sitio elegido en primera instancia ya está ocupado por otro individuo de la misma especie (es decir, por otro depredador), entonces el depredador continúa buscando; si después de ocho intentos no encuentra un sitio en donde poder colocar a su descendiente, entonces se aborta la reproducción. La transición hacia el estado final para un depredador en el diagrama de estados de la Figura 5.5. sucede cuando éste muere. Es decir, durante cada paso de tiempo todos los depredadores tienen una cierta probabilidad de morir la cual corresponde a la tasa de mortalidad definida durante la simulación. La dinámica para ambas especies se repite en cada paso de tiempo durante toda la simulación.

En la Figura 5.8. mostramos el diagrama que representa las clases que creamos para la simulación del Sistema Multiagentes. Cada rectángulo representa una clase. También podemos observar que cada rectángulo contiene tres campos, el

primer campo contiene el nombre de la clase, y el segundo campo contiene el nombre de las operaciones o métodos de la clase.

Como se puede observar en el diagrama de clases UML de la Figura 5.8., para la simulación del Sistema Multiagentes primero creamos el `ObserverSwarm`, el cual dentro de su funcionalidad, ofrece la posibilidad de modificar los parámetros de manera dinámica al permitir detener y continuar la simulación. La clase `ObserverSwarm` crea una instancia de `ModelSwarm`. Esto se representa a través de una relación de asociación que modela una conexión semántica entre las dos clases. El significado de esta relación está dado por el número y por el rol que se asigna a la misma. En la clase `ModelSwarm` es donde básicamente se implementa el modelo. Durante la simulación del modelo se crean cuatro tipos de agentes: un agente `Background`, el cual es un agente inanimado, un agente `Mortality`, el cual es un agente auxiliar cuya función es decidir, de acuerdo a una cierta probabilidad, los elementos de la población de depredadores que morirán en cada paso de tiempo de la simulación; y finalmente, los agentes `Depredador` y `Presa`, los cuales son los actores principales de este modelo. La creación de los agentes antes mencionados se representa mediante una relación de composición (ver Figura 5.8.). En la Figura 5.8. también podemos observar que las clases `Depredador`, `Presa`, y `Mortalidad` establecen relaciones de asociación que representan el movimiento y la reproducción de ambas especies, además de la depredación y la mortandad de los depredadores.

5.3.2 Caso de Estudio II: Simulación de un modelo Depredador-Presa incluyendo una respuesta funcional Tipo II para los depredadores

Existen varios trabajos [45][119][1][12] donde se hace uso de los Autómatas Celulares para modelar fenómenos que tienen que ver con el funcionamiento de un ecosistema. Como segundo caso de estudio, se construyó un modelo [136] y se llevó a cabo la simulación del mismo utilizando UML, un Autómata Celular y un Sistema Multiagentes (los conceptos concernientes a los Sistemas Multiagentes y UML se explican en los capítulos subsecuentes).

El Autómata Celular está basado en el modelo de Hogewed [56] y lo utilizamos para representar el comportamiento de las presas (en este caso plantas) y el espacio en el cual habitan los agentes. Hemos definido un IBM para representar el comportamiento de los depredadores y las interacciones de competencia intraespecífica. Finalmente, se implementó el Sistema Multiagentes utilizando las bibliotecas de Swarm.

El Autómata Celular (determinístico) que hemos definido tiene las siguientes características:

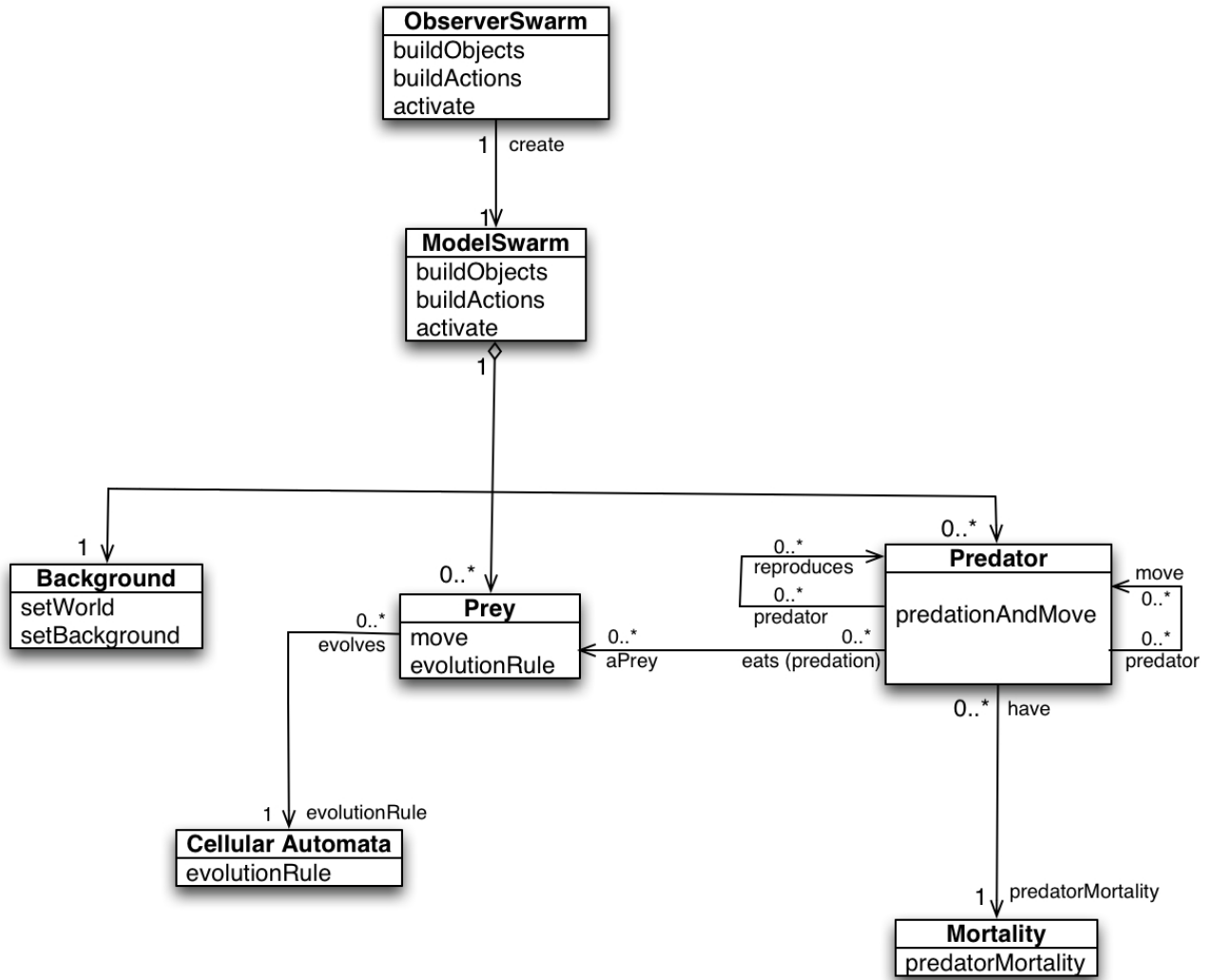


Figura 5.6. Diagrama de clases del Sistema Multiagentes que simula interacciones Depredador-Presa.

- Las células se distribuyen en una latiz cuadrada.
- Las ocho células (cuatro adyacentes, cuatro diagonales) alrededor de la célula que en su momento se está evaluando forman lo que se conoce como la vecindad *Moore*.
- Cada célula representa una pequeña porción de terreno.
- Los estados posibles para las células son *vacío* u *ocupado* (por una planta).
- Los individuos (plantas) pueden extenderse alrededor de varias células.

En la Fig. 5.7. (A) nosotros mostramos el ciclo de vida de una presa en el sistema utilizando un diagrama de estados UML. En esta figura podemos observar las acciones que llevan cabo todos y cada uno de las presas que forman parte del sistema. Primero, una presa "observa" la vecindad, si dos celdas están ocupadas, entonces se reproduce. De otra modo, se produce una transición hacia el estado final (muerto). En este sentido, las causas por las que una presa puede morir son: (1) la planta es demasiado pequeña (solamente una célula está ocupada); (2) la planta no puede crecer demasiado (más de dos celdas están ocupadas).

El IBM que simula las interacciones Depredador-Presa y de competición intraespecífica tiene las siguientes características:

- Contempla una capacidad máxima de carga.- Nosotros definimos el sistema sobre una latiz cuadrada finita incluyendo condiciones de límites periódicos.
- Es espacialmente explícito.- Tanto las presas como los depredadores tienen asociada una posición específica en la latiz, la cual representa el "mundo" en el cual habitan las dos especies. Cada sitio en la latiz puede contener una sola presa o un solo depredador.
- Exhibe movilidad.- Los depredadores pueden moverse libremente alrededor de su mundo.
- Respuesta funcional Tipo II para los depredadores.- Los depredadores consumen un número de presas de acuerdo a la *ecuación de Disco de Holling*.
- Se definen dos atributos fundamentales para la población de depredadores: edad y sexo. - Estos dos atributos tienen una influencia directa en la reproducción y mortalidad de los depredadores.

En la Fig. 5.7. (B) podemos observar las acciones que llevan a cabo todos y cada uno de los depredadores. Los depredadores eligen aleatoriamente uno de los ocho sitios vecinos más próximos alrededor de él como nuevo destino, si el

sitio que ha elegido ya está ocupado por otro depredador, entonces verifica si ese depredador está en edad de reproducirse, si es así, entonces verifica si ese depredador es de un sexo opuesto. Si el depredador que está por realizar el movimiento ha encontrado a otro depredador el cual ni está en edad de reproducirse ni es un depredador del sexo opuesto, entonces permanece en el mismo sitio. De otro modo, si el depredador ha encontrado otro depredador en edad de reproducirse y de un sexo opuesto, entonces “observa” si en su vecindario existe un sitio disponible para alojar ahí a su descendiente; en este sentido, un sitio disponible es un sitio que, o está vacío, o está ocupado por una presa. Si el nuevo destino elegido para el descendiente está vacío, entonces se lleva a cabo la reproducción y el nuevo individuo es ubicado en ese sitio. De otra forma, si el destino elegido para el descendiente está ocupado por una presa, entonces el nuevo depredador devora a la presa y se ubica en ese sitio. Siguiendo con esta dinámica, si después de ocho intentos el depredador no encuentra un sitio en donde ubicar a su descendiente, el proceso de reproducción se cancela. Por otro lado, si el nuevo destino elegido por el depredador en primera instancia está vacío, entonces se realiza el movimiento; por lo contrario, si el nuevo destino está ocupado por una presa, entonces el depredador devora a la presa (depredación). En este sentido, el *tiempo de manejo* que un depredador tarda en completar la depredación es igual a 5 pasos de tiempo. Hasta que el *tiempo de manejo* finaliza, un depredador hace la transición hacia los siguientes estados, es decir, no puede moverse ni reproducirse. Finalmente, la transición hacia el estado final para un depredador representado en el diagrama de estados de la Fig. 5.7. ocurre cuando éste muere. Las causas por las cuales un depredador muere son: (1) hambruna (si después de 10 pasos de tiempo un depredador no ha encontrado una presa); (2) vejez (un depredador no puede vivir más de 30 pasos de tiempo). La dinámica para ambas especies (presa y depredador) se repite en cada paso de tiempo mientras la simulación está en ejecución.

En la Fig. 5.8. mostramos el diagrama que representa las clases que creamos para la simulación del Sistema Multiagentes. En este diagrama cada rectángulo representa una clase, y también podemos observar que cada rectángulo contiene tres campos, el primer campo contiene el nombre de la clase, el segundo los atributos, indicando nombre y tipo, y el tercer campo contiene el nombre de las operaciones o métodos de la clase.

Como podemos ver en el diagrama de clases UML de la Fig. 5.8. para la simulación del Sistema Multiagentes primero creamos la clase *ObserverSwarm*, la cual dentro de su funcionalidad, ofrece la posibilidad de modificar los parámetros de manera dinámica al permitir detener y continuar la simulación. La clase *ObserverSwarm* crea una instancia de *ModelSwarm*. Esto se representa a través de una relación de asociación que modela una conexión semántica entre las dos clases. El significado de esta relación está dado por el número y por el rol que se asigna a la misma. Durante la simulación del modelo, se crean cinco tipos de agentes: un agente *Background*, el cual es un agente inanimado; un agente *Mortality*, el cual es un agente auxiliar cuya función es decidir de acuerdo al IBM cuáles son los elementos de la población de depredadores que morirán durante la evolución de la simulación; y finalmente, los agentes *Cellular Automata*, *Predator* y *Prey*, los cuales son

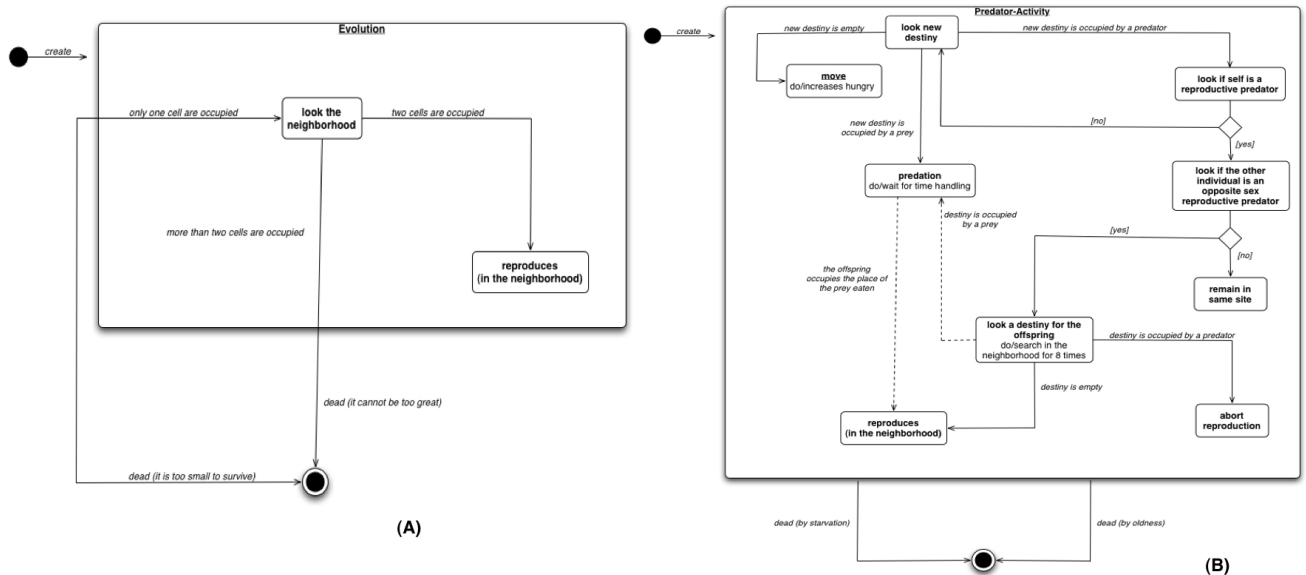


Figura 5.7. Diagrama de estados para las presas (plantas) y los depredadores.

los actores principales de este modelo. Para esto, la clase ModelSwarm establece una relación de composición la cual es una forma de agregación que representa una relación más fuerte entre el todo y sus partes, en la cual las partes sólo tienen sentido como parte del todo, y son construidas y destruidas junto con el todo. Como podemos ver en el diagrama, las clases Depredador, Presa, y Mortalidad establecen relaciones de asociación que representan el movimiento y la reproducción de ambas especies, además de la depredación y la mortandad de los depredadores.

En la Fig. 5.9. mostramos un diagrama de actividades UML para la simulación del modelo Depredador-Presa. Este diagrama representa la concatenación de los diagramas de estados (ver Fig. 5.7.) y el diagrama de clases (ver Fig. 5.8.). El diagrama de actividades UML representa la ejecución de acciones, y la transición de un estado (representada mediante flechas) a otro se activa cuando una acción es completada. Un diagrama de actividades UML es una variación de un diagrama de estados. En el diagrama de la Fig. 5.9. podemos apreciar dos nuevos símbolos: el símbolo de decisión, y una línea horizontal gruesa, la cual representa acciones que se ejecutan concurrentemente. Este símbolo se utiliza para indicar que una transición deriva en varias acciones paralelas, como en el caso de la acción CreateModelSwarm, y también para ilustrar la unificación de varias transiciones las cuales se sincronizan para dar paso a una nueva acción, como es el caso de la acción StartSimulation. Adicionalmente, las acciones representadas a través del símbolo de concurrencia se pueden ejecutar en cualquier orden. Este diagrama incluye de manera específica la dinámica funcional que definimos para el Sistema Multiagentes.

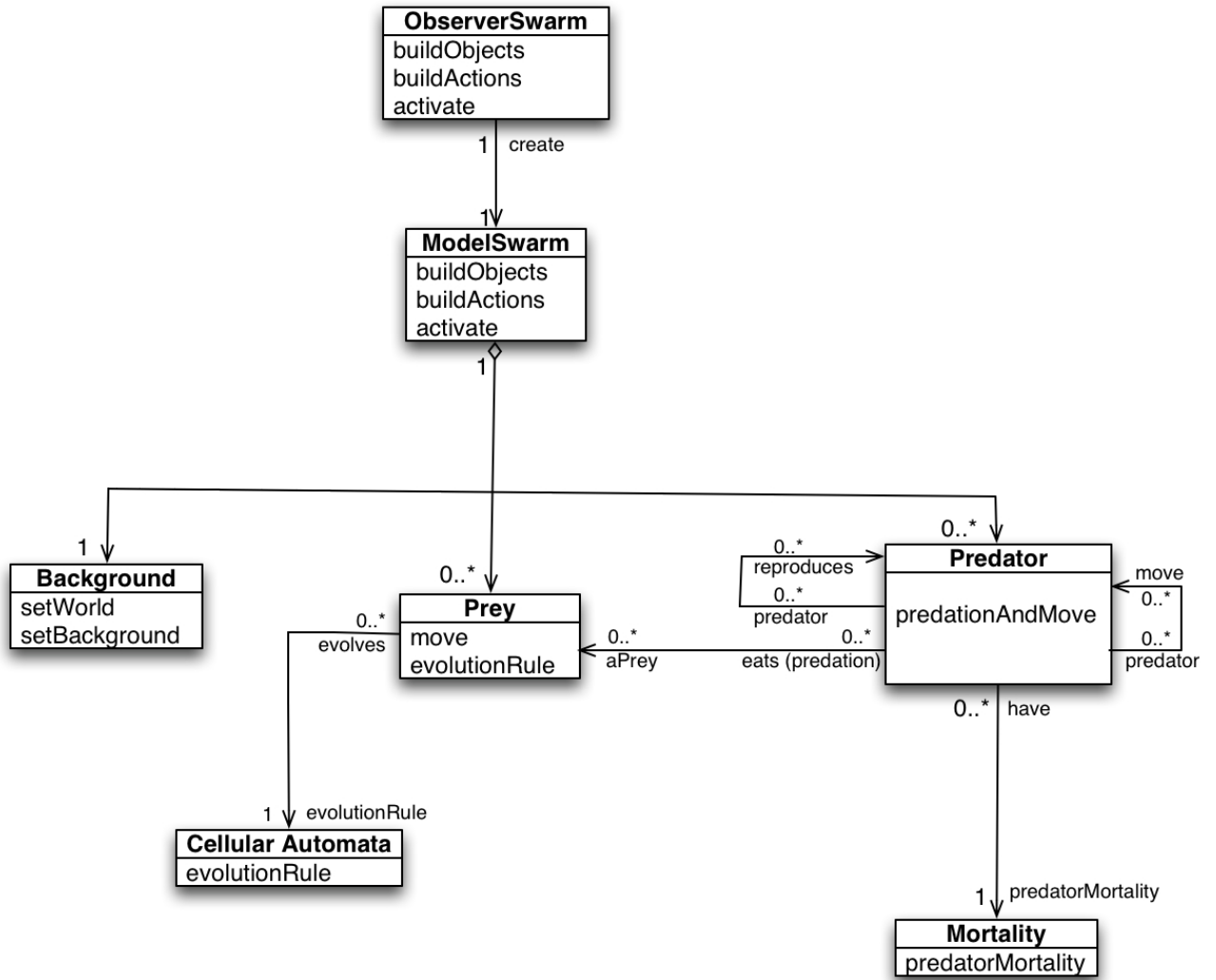


Figura 5.8. Diagrama de clases del Sistema Multiagentes que simula interacciones Depredador-Presa.

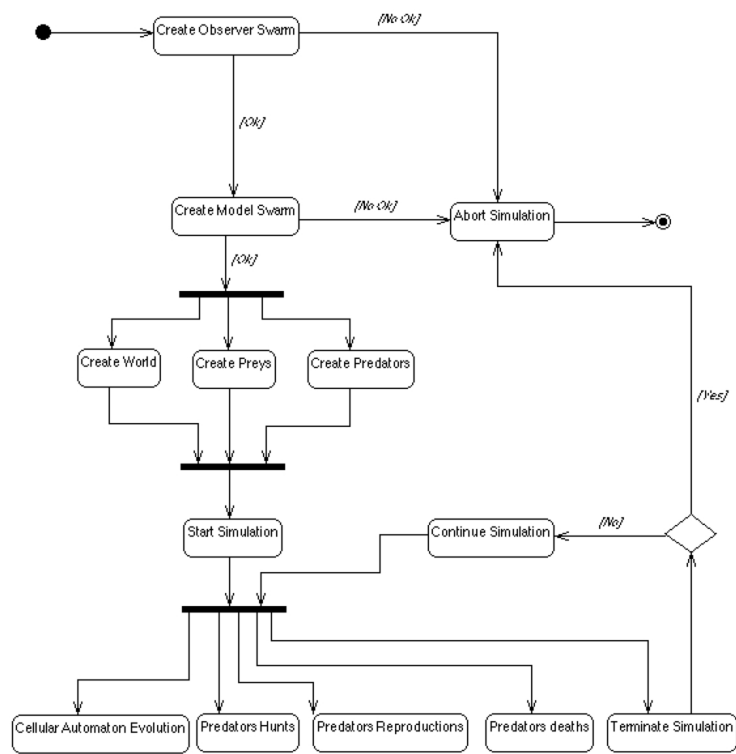


Figura 5.9. Diagrama de actividades del Sistema Multiagentes que simula interacciones Depredador-Presa.

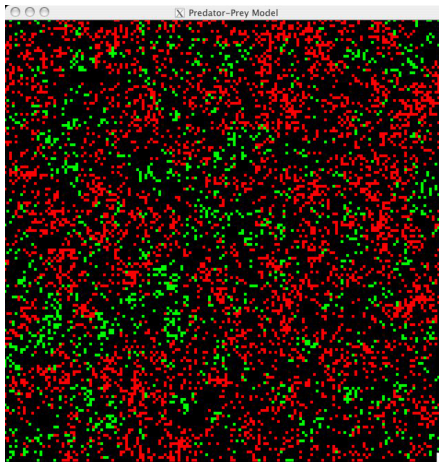


Figura 5.10. Simulación de interacciones Depredador-Presa.

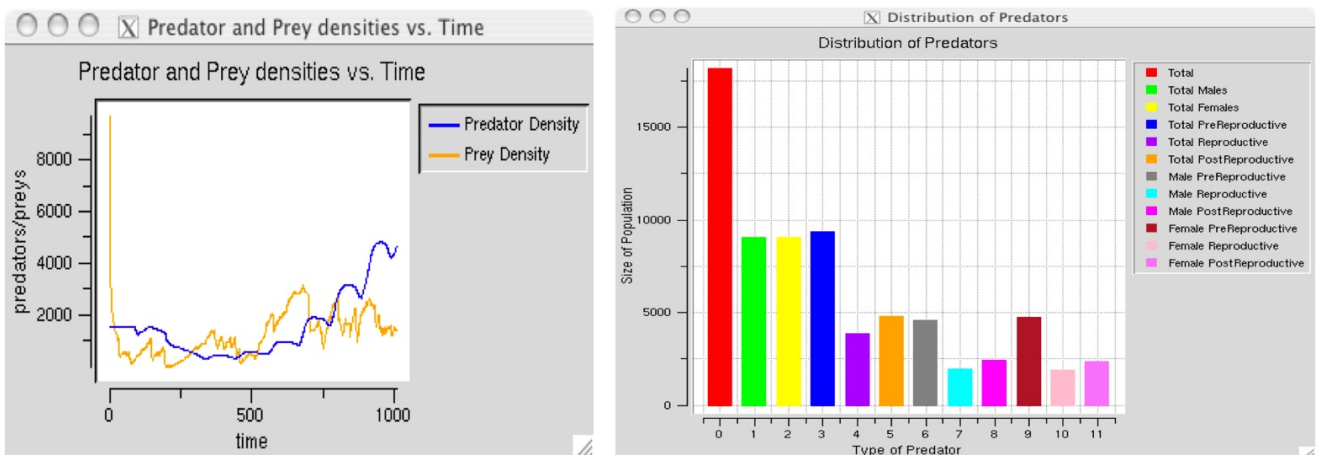


Figura 5.11. Comportamiento de las densidades durante la simulación.

Finalmente, en las Figuras 5.10. y 5.11. mostramos las pantallas de la simulación del Sistema Multiagentes.

5.4 COMPARATIVO DEL NUEVO MODELO CON OTROS EXISTENTES

Para la definición del modelo de ecosistemas propuesto en esta tesis se analizaron algunos de los modelos clásicos, además de otros modelos más recientes que simulan interacciones depredador presa. Los modelos poblacionales de Malthus [84] y Verhulst [123] son fáciles de comprender y de simular en una computadora; además, al ser modelos poblacionales ofrecen la posibilidad de realizar análisis cuantitativo respecto al objeto de estudio. Sin embargo, en el caso del modelo de Malthus asume que los recursos en un ecosistema son ilimitados, debido a que no existe ningún parámetro de restricción en

este sentido. Otras de las debilidades que muestran los dos modelos antes mencionados, es que no es posible realizar análisis cualitativo del problema que se está modelando y la ausencia del elemento espacial de manera explícita.

El modelo competitivo de Lotka-Volterra [96] simula una interacción ecológica muy importante en un ecosistema; y al igual que el modelo de Verhulst, incluye un parámetro que representa la capacidad de carga en un ecosistema. No obstante, este modelo tampoco incluye el elemento espacial de manera explícita y es muy poca la información que se puede obtener a nivel cualitativo. Asimismo, el modelo depredador-presa de Lotka-Volterra [83] [124] posee las mismas fortalezas que el modelo de competición, además de que en este modelo se puede incluir la competencia intraespecífica, pero cabe mencionar que este modelo también posee las mismas debilidades que el modelo de competición.

El modelo depredador-presa de Rosenzweig-MacArthur [108] cuenta con las mismas fortalezas que los modelos de Lotka-Volterra; pero además añade un elemento importante en las interacciones depredador-presa: La respuesta funcional para los depredadores. Este elemento hace que el modelo tenga una representación más realista del problema, sin embargo, aunque la respuesta funcional aumenta la posibilidades, todavía poco el análisis cualitativo que se puede hacer.

Otro de los modelos analizados en esta tesis es el modelo de Alfonseca [1], el cual utiliza un AC para simular interacciones depredador-presa. A pesar de que este modelo puede simular comportamiento complejo a partir de dos reglas sencillas, y de que incluye una respuesta funcional para los depredadores, el elemento espacial de manera explícita sigue sin incluirse. Además, a la hora de implementar la simulación, es necesario sincronizar dos reglas en la evolución del AC: Una para la depredación, y otra para el movimiento de los individuos que forman parte de las poblaciones.

Por otro lado, el modelo metapoblacional de Levins [81] incorpora, como su principal fortaleza, la representación de la migración entre las poblaciones, lo que hace posible incorporar al modelo la competencia interespecífica. A pesar de que este modelo añade la migración como un elemento que amplía las posibilidades de observación a nivel macroscópico, la definición misma del modelo hace difícil el análisis a nivel microscópico, el cual también importante en el estudio de las poblaciones.

El modelo con AC de Xin-She Yang [12], el cual es otro de los modelos analizados. simula comportamientos complejos a partir de una regla sencilla. Además, se incluyen varias interacciones ecológicas en el mismo modelo puesto que maneja un total de 256 especies diferentes en una latiz cuadrada. A pesar de esto, este modelo tampoco es espacialmente explícito, puesto que el movimiento de los individuos se simula a través de la circulación de la información. Otra de las debilidades de este modelo es que, si bien es cierto que se incluyen ciertas cualidades de un ecosistema, también es cierto que no permite

extraer información de los individuos de las poblaciones que integran las comunidades del ecosistema que se está simulando.

A partir del análisis que se realizó de todos y cada uno de los modelos antes citados, en la definición del modelo propuesto en esta tesis se trató de incluir las fortalezas de cada uno de ellos, y de transformar en fortalezas las debilidades de los mismos. En este sentido se puede afirmar que el nuevo modelo de ecosistemas presentado en esta tesis cuenta con las siguientes fortalezas (tomando como referencia los casos de estudio presentados en el capítulo 5): incluye la capacidad de carga del ecosistema, ofrece la posibilidad de hacer análisis cuantitativo y cualitativo al interrelacionar AC y Sistemas MultiAgentes, y se incluye una respuesta funcional para los depredadores. Sin embargo, este modelo se puede hacer más robusto y completo si lo incrustamos en un todo un *framework* de simulación, en el cual se pueda contar con todo un lenguaje visual para la definición de los modelos y ejecutar las simulaciones. Para alcanzar este objetivo es que se trabajó en la definición de SISCOMPLEX como un nuevo *framework* para simulación.

5.5 COMENTARIOS

Integrando conceptos, es posible extraer varias de las ventajas que proporcionan los Autómatas Celulares, los Sistemas Multiagentes, y los lenguajes visuales como UML. A través de los atributos y las capacidades funcionales de estos tres elementos, nosotros podemos modelar y simular sistemas complejos, como es el caso de los sistemas ecológicos. El utilizar Sistemas Multiagentes nos permite, entre otras cosas, añadir realismo a las simulaciones por medio de los atributos de los agentes. Por ejemplo, en el caso del modelo de interacciones tipo depredador-presa presentado en este capítulo, es posible añadir características individuales representativas de los agentes que nos permitan analizar diferentes aspectos del problema, tales como la edad de los individuos, el sexo, la distribución espacial, o cualquier otro elemento de interés para el análisis del comportamiento de las comunidades ecológicas.

En este capítulo se presentaron dos casos de estudio [14] [136] de modelos de interacciones depredador-presa. A partir de estos dos casos de estudio se identificaron las fortalezas y debilidades de nuestro modelo. Una de las conclusiones más importantes a las que se llegó es, como se mencionó en los párrafos anteriores, la de incrustar nuestro modelo en un *framework* de simulación, que en este caso sería SISCOMPLEX. En el siguiente capítulo se presenta toda la descripción de este sistema.

Modelo Ecológico	Fortalezas	Debilidades
Exponencial de Malthus	<ul style="list-style-type: none"> • Fácil de comprender. • Fácil de simular en una computadora. • Posibilidad de hacer análisis cuantitativo. 	<ul style="list-style-type: none"> • No incluye ningún parámetro restrictivo. • No se incluye de manera explícita el elemento espacial. • No es posible hacer análisis cualitativo.
Logístico de Verhulst	<ul style="list-style-type: none"> • Fácil de comprender. • Fácil de simular en una computadora. • Posibilidad de hacer análisis cuantitativo. • Incluye la capacidad de carga. 	<ul style="list-style-type: none"> • No incluye ningún parámetro restrictivo. • No se incluye de manera explícita el elemento espacial. • No es posible hacer análisis cualitativo.
De competición de Lotka-Volterra	<ul style="list-style-type: none"> • Posibilidad de hacer análisis cuantitativo. • Incluye la capacidad de carga. • Modela un interacción ecológica muy importante en un ecosistema. 	<ul style="list-style-type: none"> • No incluye ningún parámetro restrictivo. • No se incluye de manera explícita el elemento espacial. • Se puede obtener obtener muy poca información a nivel cualitativo.
Depredador-Presa de Lotka-Volterra	<ul style="list-style-type: none"> • Posibilidad de hacer análisis cuantitativo. • Incluye la capacidad de carga. • Modela un interacción ecológica muy importante en un ecosistema. • Es posible modelar competencia. 	<ul style="list-style-type: none"> • No incluye ningún parámetro restrictivo. • No se incluye de manera explícita el elemento espacial. • Se puede obtener obtener muy poca información a nivel cualitativo.
Depredador-Presa de Rosenzweig-MacArthur	<ul style="list-style-type: none"> • Posibilidad de hacer análisis cuantitativo. • Incluye la capacidad de carga. • Modela un interacción ecológica muy importante en un ecosistema. • Es posible modelar competencia. • Se incluye una respuesta funcional para los depredadores. 	<ul style="list-style-type: none"> • No incluye ningún parámetro restrictivo. • No se incluye de manera explícita el elemento espacial. • Se puede obtener obtener muy poca información a nivel cualitativo.
Metapoblacional de Levins	<ul style="list-style-type: none"> • Incorpora la migración. • Es posible modelar competencia interespecífica. 	<ul style="list-style-type: none"> • Es difícil hacer análisis microscópico.
De Ecosistemas con AC de Xin-She Yang	<ul style="list-style-type: none"> • Simula comportamientos complejos a partir de una regla sencilla. • Se incluyen varias interacciones en el mismo modelo. • Se incluyen 256 especies. 	<ul style="list-style-type: none"> • El movimiento se simula a través del paso de información. • Se puede extraer poca información de los individuos que integran las poblaciones.
Depredador-Presa de Alfonso	<ul style="list-style-type: none"> • Se incluye una respuesta funcional para los depredadores. 	<ul style="list-style-type: none"> • No se incluye de manera explícita el elemento espacial. • Es necesario sincronizar dos reglas. • Análisis cualitativo limitado.
Modelo Ecológico propuesto en esta tesis	<ul style="list-style-type: none"> • Posibilidad de hacer análisis cuantitativo. • Posibilidad de hacer análisis cuantitativo. • Incluye la capacidad de carga. • Se incluye una respuesta funcional para los depredadores. • Es posible hacer análisis cualitativo a nivel microscópico. 	<ul style="list-style-type: none"> • Falta definir el lenguaje visual estándar para la definición de los modelos • Dificultad para implementar las simulaciones.

Figura 5.12. Análisis comparativo entre modelos ecológicos existentes y el modelo propuesto en esta tesis.

REFERENCIAS

1. M. Alfonseca and A. Ortega. Representation of some cellular automata by means of equivalent l systems. *Complexity International*, 7:1–15, 2000.
2. Paul Box. *Integrating GIS and Agent-Based Modelling Techniques*, chapter Spatial Units as Agents, pages 59–82. Oxford University Press, 2002.
3. P. Hogewed. Cellular automata as a paradigm for ecological modeling. *Applied Mathematics and computation*, 27:81–100, 1988.
4. R. Levins. Some demographic and genetic consequences of environmental heterogeneity for biological control. *Bulletin of the Entomological Society of America*, 15:237–240, 1969.
5. Alfred Lotka. *Elements of Physical Biology*. Baltimore: Williams and Wilkins, 1925.
6. T. R. Malthus. *An Essay on the Principle of Population*. J. Johnson, London, 1798.
7. Claudia Neuhauser. Mathematical challenges in spatial ecology. *Notices of the AMS*, 48(11):1304–1314, December 2001.
8. M. P. Rosenzweig and R. H. MacArthur. Graphic representation and stability conditions of predator-prey interaction. *American Naturalist*, 97:209–223, 1969.
9. Paul M. Torrens and D. O’Sullivan. Cellular automata and urban simulation: where do we go from here. *Environment and Planning B*, 28:163–168, 2001.
10. P. F. Verhulst. Notice sur la loi que la population suit dans son accroissement. *Corr. Math. Phys.*, 10:113–121, 1838.
11. Vito Volterra. Variazioni e fluttuazioni del numero d’individui in specie animale conviventi. *Memorie della Reale Accademia Nazionale dei Lincei*, 6(2):31–113, 1926.
12. Xing-She Yang. Characterization of multispecies living ecosystems with cellular automata. *Artif. Life*, 8:138–141, 2002.
13. René Rodríguez Zamora and Sergio V. Chapa Vergara. Cellular automata and multi-agent systems to simulate predator-prey interactions. In *Proceedings of The Fifth European Conference on Ecological Modelling*. Institute of Physicochemical and Biological Problems in Soil Science, 2005.
14. René Rodríguez Zamora and Sergio V. Chapa Vergara. A multi-agent system to simulate predator-prey interactions. In *Proceedings of The 2005 International Conference on Modeling, Simulation and Visualization Methods, MSV’ 05*, Las Vegas, Nevada, USA, June 2005.

CAPITULO 6

SISCOMPLEX: UN NUEVO FRAMEWORK PARA SIMULACIÓN

En este capítulo se describen las fases y etapas cubiertas durante el proceso de desarrollo del software para simular sistemas complejos.

6.1 FASE DE INICIO

En la fase de inicio del Proceso Unificado para construir el sistema SISCOMPLEX se planifica solamente una iteración para la cual se establecen los siguientes objetivos:

- Establecer un panorama general que permita describir de manera general el sistema SISCOMPLEX.
- Definir el objetivo y las metas del sistema SISCOMPLEX.
- Dividir el desarrollo del sistema SISCOMPLEX en miniproyectos que ayuden en la definición del modelo de dominio y la identificación de requisitos y casos de uso.
- Especificar los requisitos funcionales.
- Definir un modelo de dominio.
- Elaborar el modelo de casos de uso.
- Elaborar un glosario de términos.

- Elaborar un primer prototipo que permita definir la línea base de la arquitectura.

6.1.1 Descripción General

SISCOMPLEX es un sistema automatizado para la simulación de sistemas complejos.

6.1.2 Objetivo

Este sistema tiene por objetivo servir como un *framework* para las personas interesadas en analizar el comportamiento que emerge de la dinámica que se da a partir de las interrelaciones que existen en un sistema complejo.

6.1.3 Metas

La meta es, a través de la automatización, optimizar el análisis del comportamiento de los sistemas complejos utilizando una herramienta amigable, eficiente, y confiable. Esta meta incluye:

- Creación y/o simulación de modelos utilizando un lenguaje visual iconográfico.
- Posibilidad de parametrizar los modelos espaciales utilizando la información contenida en un SIG.
- Posibilidad de realizar proyecciones en mapas temáticos a partir de los resultados de las simulaciones.

6.1.4 Miniproyectos

- Subsistema para definir un modelo de simulación utilizando LIDA como lenguaje visual iconográfico.
- Subsistema para visualizar la simulación de los modelos definidos en tiempo real.
- Subsistema para utilizar modelos contenidos en una biblioteca de modelos.
- Subsistema de ayuda al usuario.
- Subsistema para observar los resultados de la simulación.
- Subsistema para incorporar funciones de entrada/salida y edición.

- Subsistema para utilizar el sistema de forma remota.
- Subsistema para establecer interoperabilidad entre un SIG y SISCOMPLEX.

6.1.5 Especificación de requisitos

La lista de características que representa los requerimientos funcionales del sistema SISCOMPLEX se muestra a continuación. Dicha lista se organiza de la siguiente manera: se asignan identificadores que sirven para referenciar a cada una de las funciones del sistema; a continuación, se enuncian las funciones con sus respectivas descripciones; y por último, se especifican tanto la categoría de la función (en donde se indica si la función es evidente u oculta para el usuario) como la prioridad de la misma.

1. **Nombre de la función:** Carga un modelo de la biblioteca de modelos.

- **Referencia:** R1.1
- **Descripción:** Abre un esquema visual para que el usuario pueda parametrizar y/o modificar el modelo que será el núcleo de la simulación.
- **Categoría:** Evidente.
- **Prioridad:** Crítica.
- **Nivel de Riesgo:** Ordinario.

2. **Nombre de la función:** Carga la paleta de íconos.

- **Referencia:** R1.2
- **Descripción:** Abre una ventana que contiene la paleta de íconos la cual permite definir y/o modificar la estructura de un modelo.
- **Categoría:** Evidente.
- **Prioridad:** Crítica.
- **Nivel de Riesgo:** Ordinario.

3. **Nombre de la función:** Visualiza la simulación.

- **Referencia:** R1.3

- **Descripción:** Abre una ventana donde se ilustra visualmente y en tiempo real la ejecución de la simulación.
- **Categoría:** Evidente.
- **Prioridad:** Crítica.
- **Nivel de Riesgo:** Ordinario.

4. **Nombre de la función:** Observa los resultados.

- **Referencia:** R1.4
- **Descripción:** Abre una o más ventanas donde se muestra a través de gráficas y tablas de datos los resultados de la simulación.
- **Categoría:** Evidente.
- **Prioridad:** Crítica.
- **Nivel de Riesgo:** Ordinario.

5. **Nombre de la función:** Define un modelo.

- **Referencia:** R1.5
- **Descripción:** Abre una ventana que contiene el lienzo y carga la paleta de íconos para que el usuario defina su plantilla de modelo.
- **Categoría:** Evidente.
- **Prioridad:** Secundaria.
- **Nivel de Riesgo:** Ordinario.

6. **Nombre de la función:** Incorpora un modelo a la biblioteca.

- **Referencia:** R1.6
- **Descripción:** Abre una ventana que representa una plantilla por medio de la cual el usuario categorizará su modelo.
- **Categoría:** Evidente.
- **Prioridad:** Secundaria.
- **Nivel de Riesgo:** Ordinario.

7. **Nombre de la función:** Ofrece herramientas de entrada/salida.

- **Referencia:** R1.7
- **Descripción:** Abre una ventana para que el usuario guarde o abra un archivo contenedor de un modelo.
- **Categoría:** Evidente.
- **Prioridad:** Secundario.
- **Nivel de Riesgo:** Ordinario.

8. **Nombre de la función:** Guarda la simulación.

- **Referencia:** R1.8
- **Descripción:** Guarda los resultados de la simulación en el momento en el que el usuario así lo requiera.
- **Categoría:** Evidente.
- **Prioridad:** Secundaria.
- **Nivel de Riesgo:** Ordinario.

9. **Nombre de la función:** Ofrece herramientas de edición.

- **Referencia:** R1.9
- **Descripción:** Proporciona al usuario las herramientas de edición estándar: copiar, cortar y pegar.
- **Categoría:** Evidente.
- **Prioridad:** Secundaria.
- **Nivel de Riesgo:** Ordinario.

10. **Nombre de la función:** Ofrece herramientas de ayuda.

- **Referencia:** R1.10
- **Descripción:** Abre una ventana donde el usuario tiene la posibilidad de aprender a operar SISCOMPLEX.
- **Categoría:** Evidente.
- **Prioridad:** Secundaria.
- **Nivel de Riesgo:** Ordinario.

11. **Nombre de la función:** Ofrece un mecanismo de operación a través de acceso remoto.

- **Referencia:** R1.11
- **Descripción:** Los usuarios pueden llevar a cabo simulaciones de manera remota utilizando una conexión a internet.
- **Categoría:** Evidente.
- **Prioridad:** Secundaria.
- **Nivel de Riesgo:** Ordinario.

12. **Nombre de la función:** Ofrece un mecanismo para importar datos de una base de datos geográfica.

- **Referencia:** R1.12
- **Descripción:** Abre una ventana donde el usuario puede elegir los campos que utilizará para parametrizar sus modelos.
- **Categoría:** Evidente.
- **Prioridad:** Secundaria.
- **Nivel de Riesgo:** Ordinario.

13. **Nombre de la función:** Ofrece un mecanismo para exportar datos a una base de datos geográfica.

- **Referencia:** R1.13
- **Descripción:** Abre una ventana donde el usuario puede exportar los datos obtenidos como resultado de la simulación a una base de datos geográfica.
- **Categoría:** Evidente.
- **Prioridad:** Secundaria.
- **Nivel de Riesgo:** Ordinario.

14. **Nombre de la función:** Traduce el modelo iconográfico a código intermedio.

- **Referencia:** R1.14
- **Descripción:** Traduce el modelo expresado de manera iconográfica en UML a código en lenguaje REC.
- **Categoría:** Oculta.
- **Prioridad:** Crítica.
- **Nivel de Riesgo:** Ordinario.

15. **Nombre de la función:** Traduce de código intermedio a instrucciones ejecutables.

- **Referencia:** R1.15
- **Descripción:** Traduce el código intermedio en lenguaje REC a código ejecutable en lenguaje C-Objetivo.
- **Categoría:** Oculta.
- **Prioridad:** Crítica.
- **Nivel de Riesgo:** Ordinario.

16. **Nombre de la función:** Realiza los cálculos de la simulación.

- **Referencia:** R1.16
- **Descripción:** Lleva a cabo todos los cálculos para la simulación utilizando las bibliotecas de Swarm.
- **Categoría:** Oculta.
- **Prioridad:** Crítica.
- **Nivel de Riesgo:** Ordinario.

17. **Nombre de la función:** Ofrece un mecanismo de almacenamiento persistente.

- **Referencia:** R1.17
- **Descripción:** Almacena periódicamente el modelo activo para evitar pérdida de información a causa de un eventual accidente.
- **Categoría:** Oculta.
- **Prioridad:** Secundaria.
- **Nivel de Riesgo:** Ordinario.

6.1.6 Modelo de Dominio

El modelo de dominio de SISCOMPLEX establece el contexto y los límites del sistema. Este modelo nos sirve como guía para especificar los límites del sistema cuando construimos el modelo de casos de uso. Para construir el modelo de dominio, primero identificamos los diferentes elementos que intervienen en la operación de SISCOMPLEX, así como las relaciones que dichos elementos mantienen entre sí. Posteriormente, a partir de la identificación de los elementos y sus relaciones,

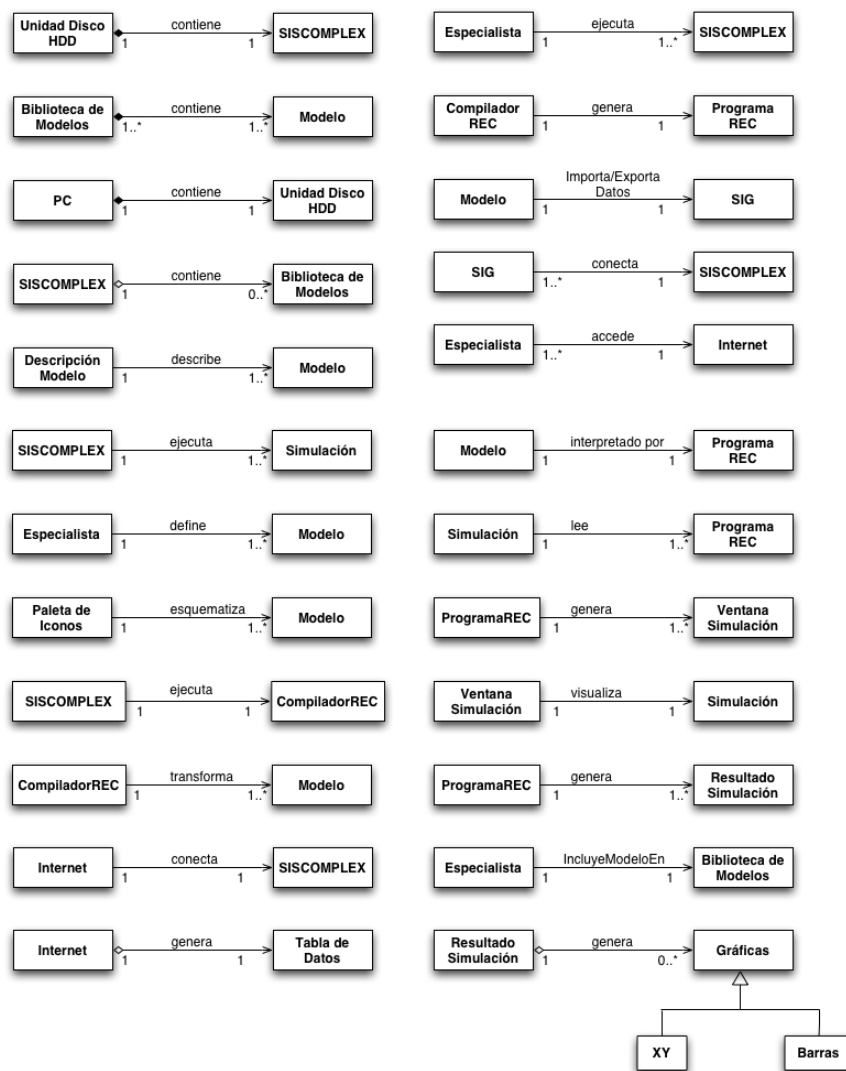


Figura 6.1. Relaciones que establecen los diversos elementos que integran e/o interactúan con SISCOMPLEX.

se construye el diagrama integral que representa el modelo de dominio del sistema SISCOMPLEX. En la Figura 6.1. se muestran los tipos de relaciones que establecen los diversos elementos que integran e/o interactúan con SISCOMPLEX.

A partir de las relaciones que se muestran en la Figura 6.1. se construye el modelo de dominio, el cual se muestra en la Figura 6.2. En el modelo de dominio podemos observar el esquema conceptual que representa la abstracción tanto del entorno como del funcionamiento de SISCOMPLEX.

Así pues, en el modelo conceptual podemos ver por ejemplo, que SISCOMPLEX está almacenado en una unidad de disco HDD, y que a su vez ésta se encuentra contenida en una PC. También podemos ver que SISCOMPLEX es instalado

por un administrador e inicializado o ejecutado por un especialista. A partir de que el especialista inicializa SISCOMPLEX, éste establece toda una serie de interacciones con las instancias que requiera para adquirir la capacidad operativa necesaria. Por otro lado, el modelo conceptual nos ayuda a identificar los actores y los casos de uso que formarán parte del modelo de casos de uso. Por ejemplo, podemos identificar al actor *especialista*, el cual interactúa con SISCOMPLEX a través de los casos de uso *definir modelo* e *incluir modelo en biblioteca*. En la siguiente sección se enlistan tanto los actores como los casos de uso que forman parte del modelo de casos de uso de SISCOMPLEX.

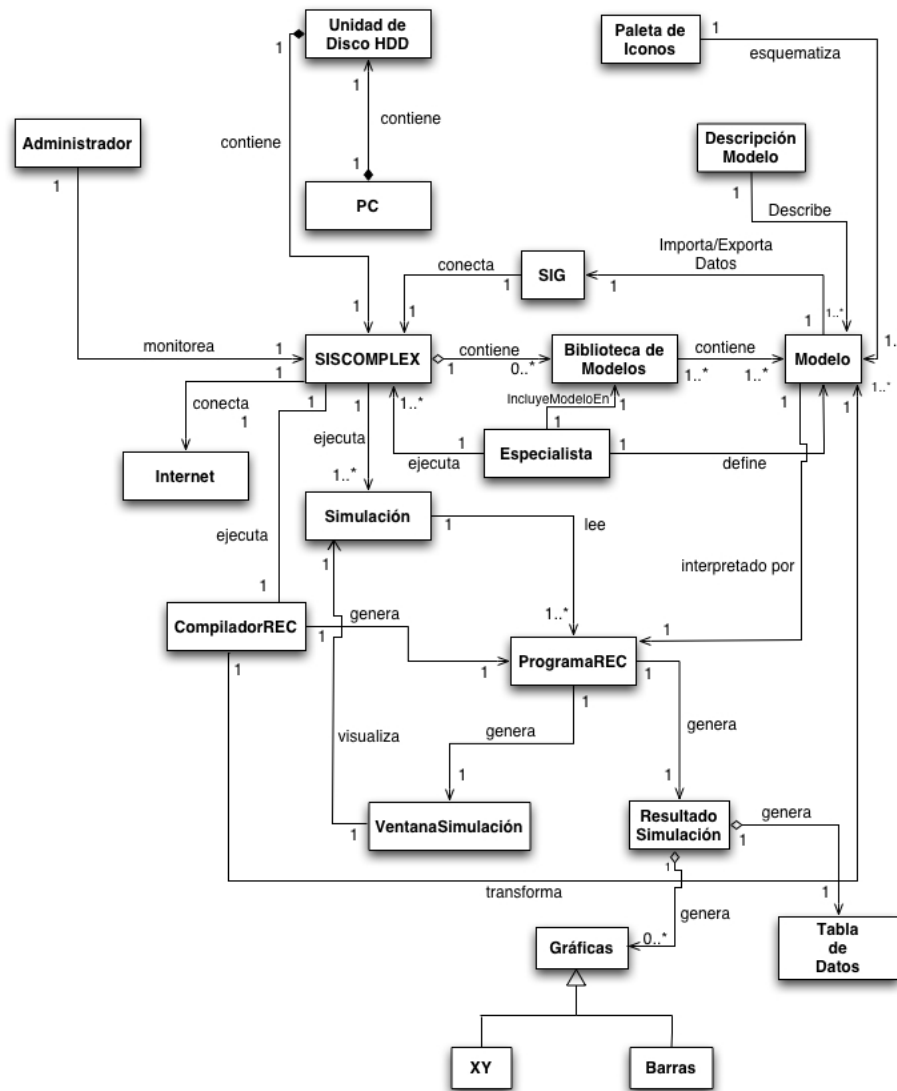


Figura 6.2. Modelo de dominio del sistema SISCOMPLEX.

6.1.7 Modelo de Casos de Uso

Para llevar a cabo la elaboración del modelo de casos de uso de SISCOMPLEX, primero se identifican y se describen los actores (ver Figura 6.3.) Posteriormente, se elabora un diagrama de casos de uso en el cual se esquematiza la manera en que interactúan dichos actores con el sistema SISCOMPLEX a través de los diversos casos de uso.

6.1.7.1 Descripción de Actores Los actores que interactúan con el sistema SISCOMPLEX se muestran en la Figura 6.3.

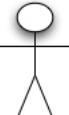
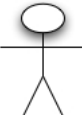




Actor	Descripción
 Especialista	Un especialista es un usuario que lleva a cabo experimentos mediante simulaciones, para lo cual define modelos y los incorpora a una biblioteca de modelos, o utiliza los ya existentes en la misma.
 Administrador	El administrador es un usuario que instala y monitorea que el sistema SISCOMPLEX funcione adecuadamente.
 SIG	Un SIG es un Sistema de Información Geográfica que establece una relación de interoperabilidad mediante la importación y/o exportación de datos para la parametrización de los modelos.
 Tiempo	El actor tiempo representa el almacenamiento persistente del modelo activo.
 Internet	Representa el medio de interconexión por medio del cual un usuario puede utilizar el sistema SISCOMPLEX de manera remota.
 REC	Representa un compilador de expresiones regulares el cual establece una relación de interoperabilidad con el sistema SISCOMPLEX transformando los modelos de un lenguaje visual iconográfico a un código intermedio, el cual permite ejecutar la simulación.

Figura 6.3. Actores que interactúan con el sistema SISCOMPLEX.

En la Figura 6.3. podemos observar que se utilizan dos tipos de símbolos para representar a los actores. Los rectángulos son actores que representan a sistemas software externos, mientras que los símbolos de personas representan a usuarios humanos que interactúan con el sistema SISCOMPLEX. Aquí cabe destacar que el actor tiempo es un caso especial y que

en la notación UML éste se representa utilizando el símbolo estándar para los actores. A partir del modelo de dominio y la indentificación de los actores y los casos de uso, se procede a la construcción del diagrama que representa el modelo de casos de uso (ver Figura 6.4.). En este diagrama podemos observar que básicamente existe un actor principal: el especialista, puesto que es el actor que más tipos de interacciones tiene con el sistema. Sin embargo, los demás actores juegan también un rol fundamental en el funcionamiento adecuado de SISCOMPLEX.

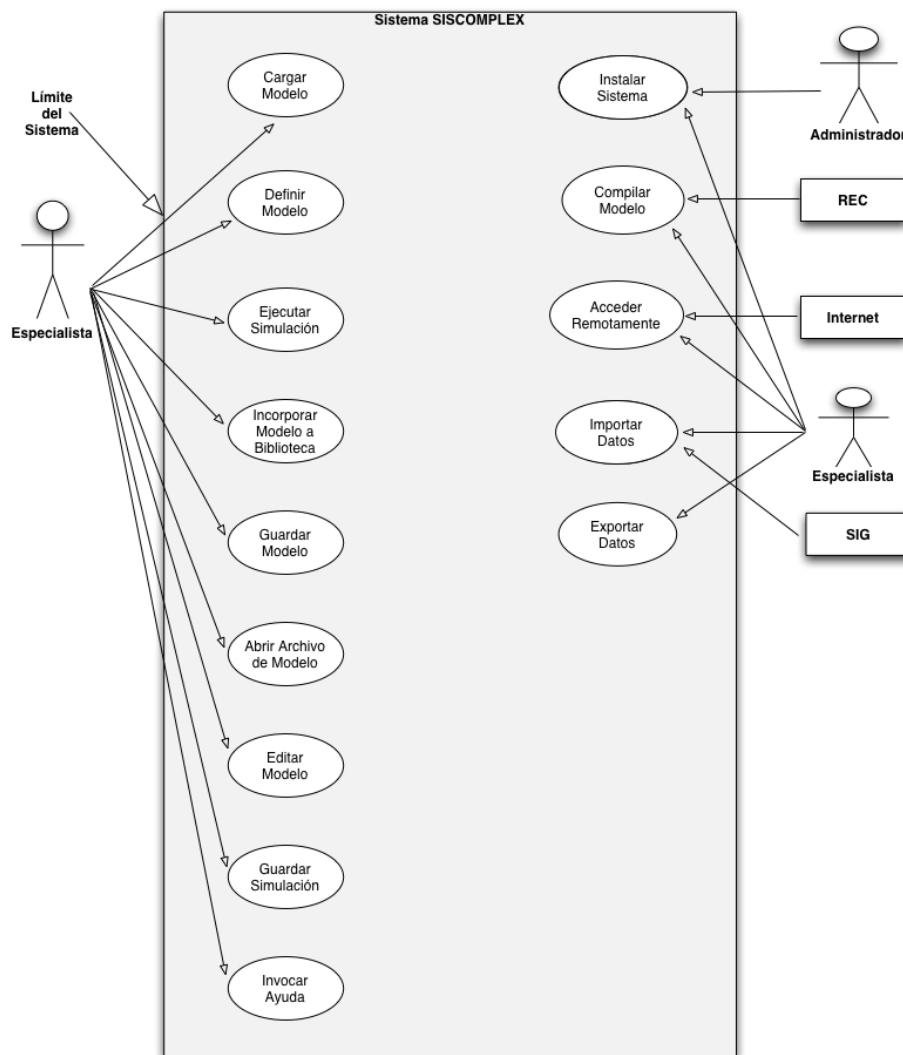


Figura 6.4. Modelo de casos de uso del sistema SISCOMPLEX.

Utilizando el modelo de dominio y el modelo de casos de uso definimos un primer prototipo de SISCOMPLEX. En este primer prototipo, lo que se incluye es la interfaz de usuario básica, la cual incluye la barra de menús principal, la ventana que representa el lienzo sobre el cual el usuario trabajará con los modelos, y la paleta de íconos, destacando que a través de éstal dicho usuario manipulará la notación visual de los modelos. Por último, el glosario de términos se ha elaborado para

todo este trabajo de investigación, el cual incluye la ingeniería de SISCOMPLEX, por tal motivo, existe un apartado especial para dicho glosario de términos en la parte final de esta tesis.

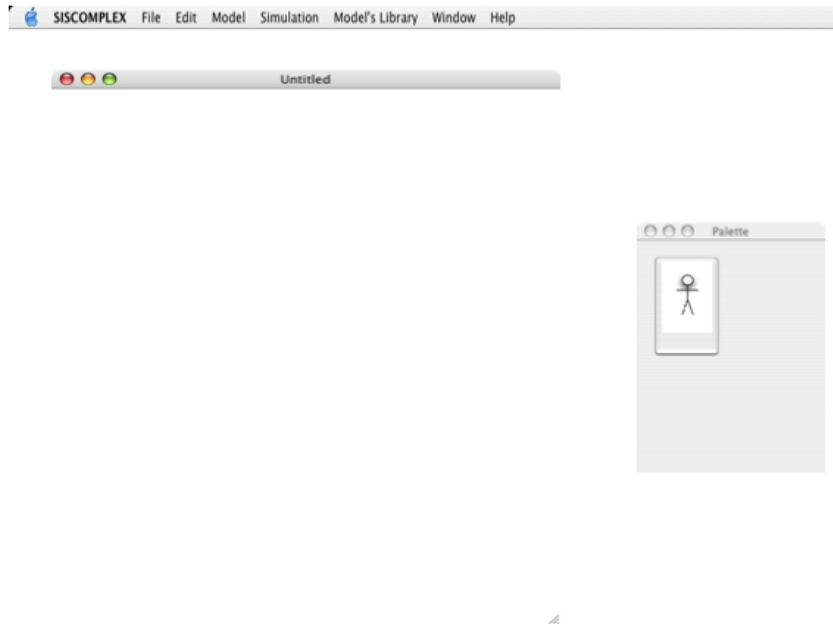


Figura 6.5. Primer prototipo de interfaz de usuario de SISCOMPLEX.

6.2 FASE DE ELABORACIÓN

Al igual que en la de inicio, en esta fase se planifica una iteración. Durante la fase de elaboración se especifican en detalle los casos de uso y se diseña la arquitectura del sistema. En este sentido, la relación entre la arquitectura del sistema y el sistema mismo es fundamental. Una manera sencilla de expresar esto es decir que la arquitectura es análoga al esqueleto cubierto por la piel, pero con muy poco músculo (el software) entre los huesos y la piel (sólo lo necesario para permitir que el esqueleto haga movimientos básicos). Así pues, el sistema integral es el cuerpo entero, con esqueleto, piel, y músculos.

Los objetivos de la fase de elaboración para construir el sistema SISCOMPLEX son los siguientes:

- Detallar los casos de uso del modelo de casos de uso.
- Analizar y diseñar los casos de uso, de tal forma que se fortalezca el modelo de casos de uso y se creen los modelos de análisis y diseño.

- Establecer una línea base de la arquitectura sólida que permita guiar el trabajo durante las fases de construcción y transición, así como en las posteriores generaciones del sistema.

6.2.1 Detallar los casos de uso

A continuación se describen en detalle los casos de uso del modelo de casos de uso elaborado en la fase de inicio (ver Figura 6.4.).

1. Nombre del caso de uso: CargarModelo.

- **Referencia de función:** R1.1
- **ID:** 1.
- **Breve descripción:** Abre el esquema visual para que el usuario pueda parametrizar y/o modificar el modelo que será el núcleo de la simulación.
- **Actores principales:** Especialista.
- **Actores secundarios:** Ninguno.
- **Precondiciones:** El modelo existe en una biblioteca.
- **Flujo principal:**
 - (a) El caso de uso inicia cuando el especialista selecciona la opción Cargar Modelo.
 - (b) El sistema muestra una ventana con las bibliotecas y los modelos que el usuario puede seleccionar.
 - (c) El sistema abre una ventana donde se despliega el modelo seleccionado, el cual es representado de manera visual iconográfica.
 - (d) El sistema abre una ventana en la cual el usuario puede parametrizar el modelo seleccionado.
- **Postcondiciones:** El modelo está cargado.
- **Flujo alternativo:** Ninguno.



2. Nombre del caso de uso: DefinirModelo.

- **Referencia de función:** R1.2 y R1.5

- **ID:** 2.
- **Breve descripción:** Carga la paleta de íconos para que usuario defina su plantilla de modelo.
- **Actores principales:** Especialista.
- **Actores secundarios:** Ninguno.
- **Precondiciones:** Ninguna.
- **Flujo principal:**
 - (a) El caso de uso inicia cuando el especialista selecciona la opción Definir Modelo.
 - (b) El sistema muestra una paleta de íconos los cuales representan el lenguaje visual iconográfico.
 - (c) El sistema abre una ventana que representa un lienzo en el cual el usuario puede definir un modelo.
 - (d) El usuario selecciona los íconos y define su modelo en el lienzo.
- **Postcondiciones:** El modelo está definido.
- **Flujo alternativo:** Ninguno.

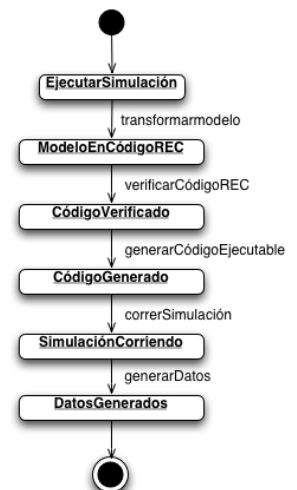
DIAGRAMA DE ESTADOS



3. Nombre del caso de uso: EjecutarSimulación.

- **Referencia de función:** R1.3, R1.4 y R.16
- **ID:** 3.
- **Breve descripción:** Ejecuta la simulación del modelo correspondiente y la muestra de manera visual en tiempo real, junto con los resultados representados mediante tablas de datos y gráficas.
- **Actores principales:** Especialista.
- **Actores secundarios:** Ninguno.
- **Precondiciones:** Existe un modelo previamente definido.

DIAGRAMA DE ESTADOS



- **Flujo principal:**

- El caso de uso inicia cuando el especialista selecciona la opción Ejecutar Simulación.
- El sistema establece comunicación con el actor REC haciéndole a éste la petición para que transforme el modelo visual a código intermedio.
- REC verifica que el modelo tenga una sintaxis correcta y genera el programa que servirá para ejecutar la simulación.
- El sistema lee el programa generado por REC y ejecuta la simulación.
- El sistema abre una ventana donde se puede observar en tiempo real la ejecución de la simulación.
- El sistema abre dos o más ventanas donde se pueden observar en tiempo real los resultados de la simulación.

- **Postcondiciones:** La simulación está ejecutándose.

- **Flujo alternativo:** Ninguno.

4. Nombre del caso de uso: IncorporarModeloaBiblioteca.

- **Referencia de función:** R1.6

- **ID:** 4.

- **Breve descripción:** Abre una ventana que representa una plantilla por medio de la cual el usuario caracterizará su modelo.

- **Actores principales:** Especialista.

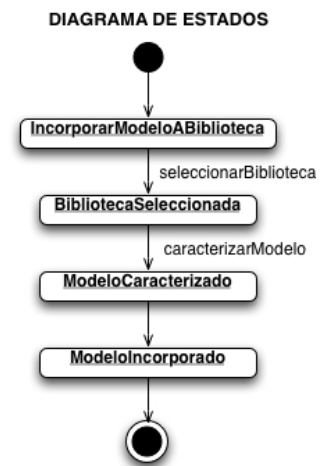
- **Actores secundarios:** Ninguno.

- **Precondiciones:** Existe un modelo previamente definido.

- **Flujo principal:**

- El caso de uso inicia cuando el especialista selecciona la opción Incorporar Modelo a Biblioteca.
- El sistema abre una ventana donde el usuario selecciona la biblioteca a la cual va a incorporar el modelo.
- El sistema abre una ventana donde el usuario especifica las características del modelo que va a incorporar a la biblioteca.

- **Postcondiciones:** La biblioteca seleccionada ya cuenta con el modelo.

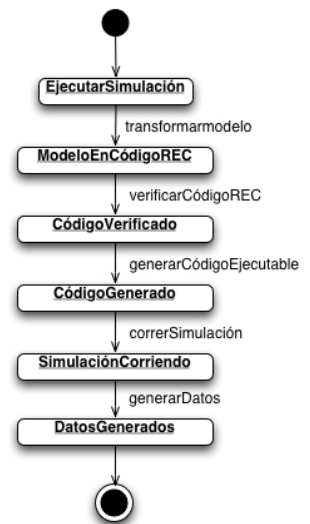


- **Flujo alternativo:** Ninguno.

5. Nombre del caso de uso: GuardarModelo.

- **Referencia de función:** R1.7 y R.17
- **ID:** 5.
- **Breve descripción:** Guarda el modelo definido por el usuario en un archivo.
- **Actores principales:** Especialista, Tiempo.
- **Actores secundarios:** Ninguno.
- **Precondiciones:** Existe un modelo activo.
- **Flujo principal:**
 - (a) El caso de uso inicia cuando el especialista selecciona la opción Guardar Modelo o cuando han transcurrido 5 minutos (actor tiempo implícito).
 - (b) El sistema abre una ventana para que el usuario elija la ruta en donde va a guardar el modelo.
 - (c) El usuario elige una ruta y el sistema guarda el modelo en un archivo.
- **Postcondiciones:** Existe un archivo físico que contiene el modelo guardado.
- **Flujo alternativo:**
 - (a) Han transcurrido 5 minutos.
 - (b) El sistema guarda automáticamente el modelo activo de manera transparente al usuario.

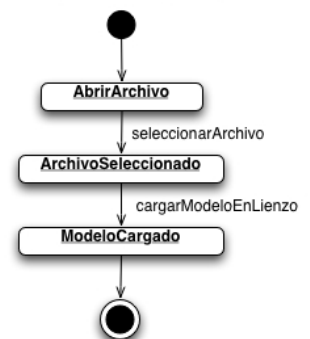
DIAGRAMA DE ESTADOS



6. Nombre del caso de uso: AbrirModelo.

- **Referencia de función:** R1.7
- **ID:** 6.
- **Breve descripción:** Abre el archivo de un modelo definido por el usuario.
- **Actores principales:** Especialista, Tiempo.
- **Actores secundarios:** Ninguno.

DIAGRAMA DE ESTADOS



- **Precondiciones:** Existe un archivo físico.
- **Flujo principal:**
 - (a) El caso de uso inicia cuando el especialista selecciona la opción Abrir Archivo.
 - (b) El sistema abre una ventana en la cual el usuario puede elegir el archivo que contiene el modelo con el que desea trabajar.
 - (c) El usuario elige un archivo y el sistema abre una ventana la cual contiene el modelo en lenguaje visual iconográfico.
- **Postcondiciones:** El archivo está abierto.
- **Flujo alternativo:** Ninguno.

7. Nombre del caso de uso: GuardarSimulación.

- **Referencia de función:** R1.8
- **ID:** 7.
- **Breve descripción:** Guarda la simulación activa.
- **Actores principales:** Especialista.
- **Actores secundarios:** Ninguno.
- **Precondiciones:** Existe una simulación activa.
- **Flujo principal:**

- (a) El caso de uso inicia cuando el especialista selecciona la opción Guardar Simulación.
- (b) El sistema abre una ventana en la cual el usuario elija la ruta en donde guardará el archivo que contiene la simulación activa.
- (c) El usuario elige la ruta y le da un nombre al archivo que contiene la simulación activa.
- (d) El sistema guarda la ventana donde se visualiza la simulación.
- (e) El sistema guarda la tabla de datos y las gráficas correspondientes a la simulación activa.

- **Postcondiciones:** Existen archivos físicos que contienen la imagen de la simulación, la tabla de datos, y las gráficas..

DIAGRAMA DE ESTADOS



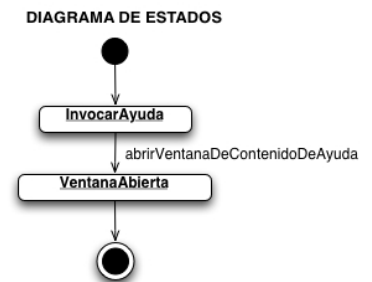
- **Flujo alternativo:** Ninguno.

8. **Nombre del caso de uso:** EditarModelo.

- **Referencia de función:** R1.9
- **ID:** 8.
- **Breve descripción:** Realiza la edición del modelo activo.
- **Actores principales:** Especialista.
- **Actores secundarios:** Ninguno.
- **Precondiciones:** Existe un modelo activo y el usuario ha elegido alguno de los objetos en el lienzo.
- **Flujo principal:**
 - (a) El caso de uso inicia cuando el especialista selecciona alguna de las opciones para editar el modelo activo (cortar, copiar, pegar).
 - (b) El sistema realiza la acción de edición seleccionada por el usuario.
- **Postcondiciones:** Ninguna.
- **Flujo alternativo:** Ninguno.

9. **Nombre del caso de uso:** InvocarAyuda.

- **Referencia de función:** R1.10
- **ID:** 9.
- **Breve descripción:** Carga la ayuda para que el usuario aprenda a utilizar el sistema.
- **Actores principales:** Especialista.
- **Actores secundarios:** Ninguno.
- **Precondiciones:** Ninguna.
- **Flujo principal:**
 - (a) El caso de uso inicia cuando el especialista selecciona la opción Ayuda.
 - (b) El sistema abre una ventana donde muestra el contenido de la ayuda con la terminología correspondiente para que el usuario aprenda a usar el sistema.



- **Postcondiciones:** Ninguna.
- **Flujo alternativo:** Ninguno.

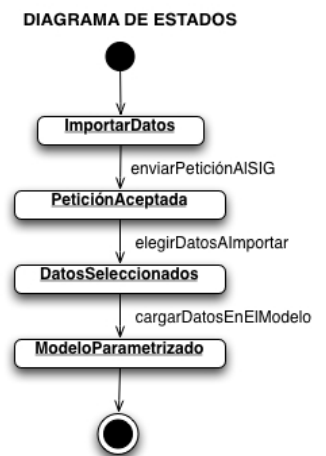
10. **Nombre del caso de uso:** AccederRemotamente.

- **Referencia de función:** R1.11
- **ID:** 10.
- **Breve descripción:** Utilización del sistema de manera remota.
- **Actores principales:** Especialista.
- **Actores secundarios:** Ninguno.
- **Precondiciones:**
 - (a) El sistema está instalado en un entorno de red.
 - (b) Debe haber una conexión a internet activa.
- **Flujo principal:**
 - (a) El caso de uso inicia cuando el usuario se conecta a Internet e intenta acceder y utilizar el sistema.
 - (b) El sistema recibe la petición y carga las opciones principales.
- **Postcondiciones:** Ninguna.
- **Flujo alternativo:** Ninguno.



11. **Nombre del caso de uso:** ImportarDatos.

- **Referencia de función:** R1.12
- **ID:** 11.
- **Breve descripción:** Importa datos de un SIG para parametrizar los modelos.
- **Actores principales:** SIG, Especialista.
- **Actores secundarios:** Ninguno.
- **Precondiciones:** Ninguna.
- **Flujo principal:**



- (a) El caso de uso inicia cuando el usuario selecciona la opción Importar Datos.
- (b) El sistema envía la petición al SIG para conectarse a él.
- (c) El SIG acepta la conexión y el sistema accede a la base de datos geográfica.
- (d) El usuario elige de la base de datos geográfica los datos que importará para parametrizar su modelo.
- (e) El sistema carga los datos en el modelo activo.

- **Postcondiciones:** Ninguna.
- **Flujo alternativo:** Ninguno.

12. Nombre del caso de uso: ExportarDatos.

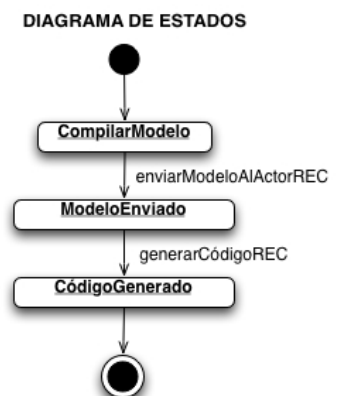
- **Referencia de función:** R1.13
- **ID:** 12.
- **Breve descripción:** Exporta datos a un SIG.
- **Actores principales:** SIG, Especialista.
- **Actores secundarios:** Ninguno.
- **Precondiciones:** Ninguna.
- **Flujo principal:**

- (a) El caso de uso inicia cuando el usuario selecciona la opción Exportar Datos.
- (b) El sistema envía la petición al SIG para conectarse a él.
- (c) El SIG acepta la conexión y el sistema accede a la base de datos geográfica.
- (d) El usuario elige de la base de datos geográfica las tablas a las cuales exportará los datos.
- (e) La base de datos geográfica contiene los datos exportados.

- **Postcondiciones:** Ninguna.
- **Flujo alternativo:** Ninguno.

13. Nombre del caso de uso: CompilarModelo.

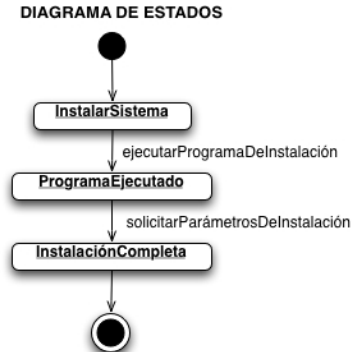
- **Referencia de función:** R1.14 y R15



- **ID:** 13.
- **Breve descripción:** Verifica la sintaxis del modelo y los transforma a código intermedio en lenguaje REC.
- **Actores principales:** REC, Especialista.
- **Actores secundarios:** Ninguno.
- **Precondiciones:** Existe un modelo activo.
- **Flujo principal:**
 - (a) El caso de uso inicia cuando el usuario selecciona la opción Compilar Modelo.
 - (b) El sistema se conecta con el actor REC para que éste lleve a cabo la compilación.
 - (c) El actor REC realiza la lectura del modelo visual y lo transforma a código REC.
- **Postcondiciones:** Existe un programa REC.
- **Flujo alternativo:** Ninguno.

14. **Nombre del caso de uso:** InstalarSistema.

- **Referencia de función:** Ninguna.
- **ID:** 14.
- **Breve descripción:** Instala SISCOMPLEX en una PC.
- **Actores principales:** Administrador.
- **Actores secundarios:** Ninguno.
- **Precondiciones:** La PC cuenta con los requerimientos mínimos necesarios para la instalación.
- **Flujo principal:**
 - (a) El caso de uso inicia cuando se va a utilizar por primera vez SISCOMPLEX en una PC.
 - (b) El administrador inserta en la unidad de lectura el dispositivo que contiene los archivos de instalación del sistema SISCOMPLEX.
 - (c) El administrador ejecuta el programa de instalación del sistema.
 - (d) El administrador sigue las instrucciones del programa de instalación.
- **Postcondiciones:** El sistema SISCOMPLEX está instalado en el H.D.D. de la PC.
- **Flujo alternativo:** Ninguno.



6.2.2 Análisis del sistema

El trabajo principal en el análisis empieza hacia el final de la fase de inicio y es el foco principal de la fase de elaboración. El objetivo del análisis es generar un modelo de análisis. Este modelo se centra en lo que el sistema necesita hacer, pero deja los detalles de cómo lo hará al diseño.

Durante el análisis del sistema SISCOMPLEX, se realizan varias actividades las cuales generan diversos artefactos. Estas actividades y artefactos se enlistan a continuación:

- Identificación de clases de análisis.
- Elaboración del diagrama de clases de análisis.
- Elaboración del diagrama de paquetes.
- Especificación de la realización de casos de uso mediante el uso de diagramas de secuencia y comunicación.
- Elaboración de diagramas de actividades para la descripción de los subsistemas de SISCOMPLEX.

6.2.2.1 Identificación de clases de análisis Tomando como base el modelo de dominio presentado en la Figura 6.2., se especifican las siguientes clases de análisis para la construcción del sistema SISCOMPLEX.

En la Figura 6.6. se puede observar que se identificaron 16 clases de análisis. Para obtener estas clases de análisis utilizamos un formato CRC, en el cual identificamos la clase con sus respectivas responsabilidades y colaboradores. Además, en las clases mostradas en la Figura 6.6. se muestra un símbolo a la derecha del nombre de la clase; este símbolo representa el tipo de clase de análisis. Para representar los tipos de clases de análisis se utilizan tres estereotipos:

- «boundary».- Este tipo de clases están en el límite del sistema y se comunican con actores externos. Se identifican este tipo de clases al considerar el sujeto (límite del sistema) y descubrir qué clases median entre el sujeto y su entorno.
- «control».- Este tipo de clases son controladores, sus instancias coordinan comportamientos del sistema que corresponde a uno o más casos de uso. Se identifican este tipo de clases al considerar el comportamiento del sistema como se describe por los casos de uso y averiguando cómo ese comportamiento se debería dividir entre las clases de análisis.

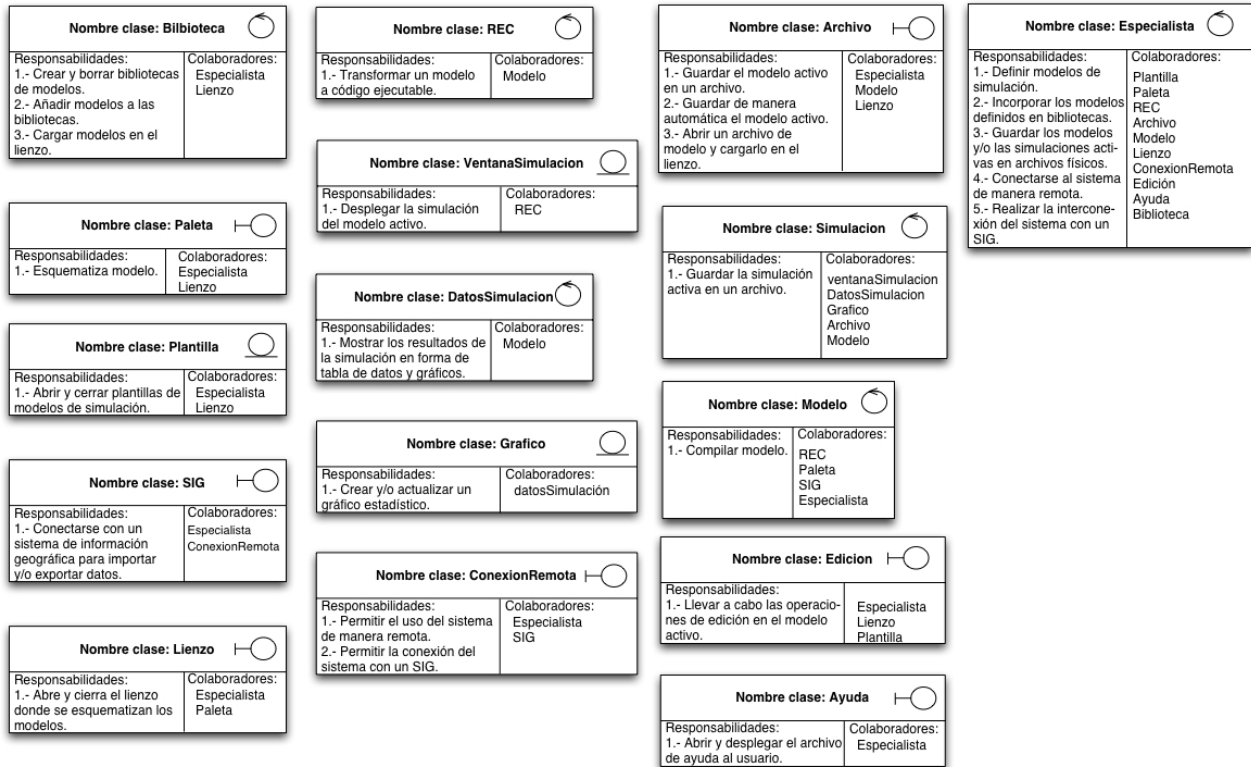


Figura 6.6. Clases de análisis del sistema SISCOMPLEX.

- «entity».- Este tipo de clases modelan información sobre algo y normalmente tienen un comportamiento muy sencillo que equivale a obtener y establecer valores.

Durante el análisis del sistema SISCOMPLEX identificamos seis clases *boundary* (Paleta, Lienzo, Archivo, ConexionRemota, Ayuda, SIG, y Edición), seis clases *control* (Biblioteca, REC, DatosSimulacion, Modelo, Especialista, y Simulacion), y tres clases *entity* (Plantilla, VentanaSimulacion, y Grafico).

6.2.2.2 Diagrama de clases de análisis Una vez que identificamos las clases de análisis, establecemos qué clases se relacionan entre sí para satisfacer los casos de uso del sistema. Estas relaciones las representamos a través del diagrama de clases de análisis mostrado en la Figura 6.7.

En la Figura 6.7. podemos ver las diferentes asociaciones que establecemos entre las clases de análisis con sus respectivas especificaciones de navegabilidad y multiplicidad. Como mencionamos anteriormente, estas relaciones de asociación están especificadas en el contexto del sistema y se establecen para satisfacer los casos de uso de SISCOMPLEX.

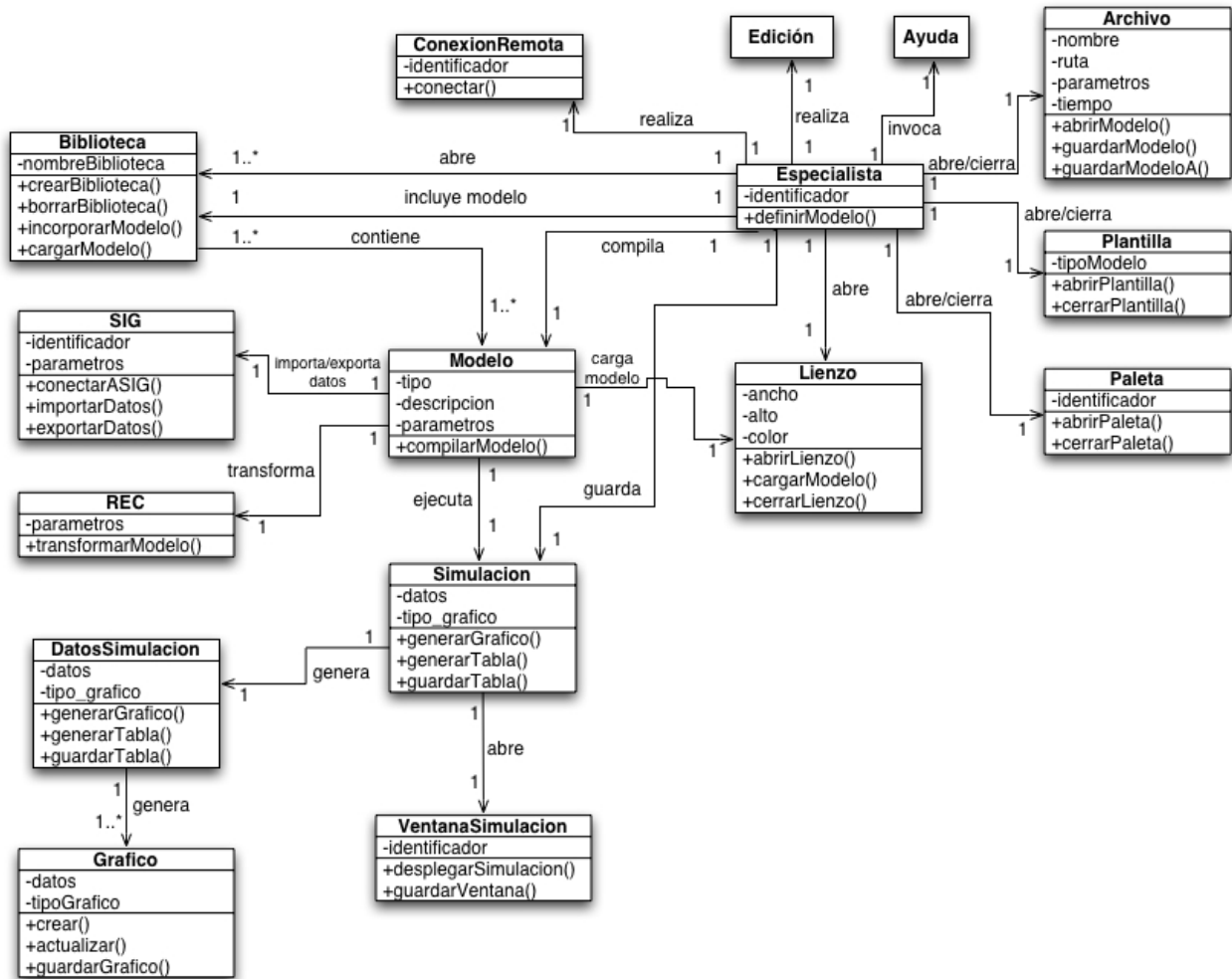


Figura 6.7. Diagrama de clases de análisis del sistema SISCOMPLEX.

Así pues, en la Figura 6.7. podemos observar que la clase que establece más relaciones es la clase Especialista, esto debido a que esta clase representa al actor principal en gran parte de los casos de uso del sistema. La clase Especialista establece relaciones con las clases: ConexiónRemota, Biblioteca, Modelo, Simulacion, Edición, Ayuda, Lienzo, Archivo, Plantilla, y Paleta.

6.2.2.3 Diagrama de paquetes Un paquete es un elemento de agrupación de UML, es un mecanismo de propósito genérico para organizar elementos de modelo (incluidos otros paquetes) y diagramas en grupos. Utilizamos los diagramas de paquetes se utilizan para:

- Proporcionar un espacio de nombres encapsulado dentro del que todos los nombre deben ser únicos.

- Agrupar elementos relacionados semánticamente.
- Proporcionar unidades para trabajo en paralelo y gestión de la configuración.

Los paquetes nos permiten tener un modelo navegable y bien estructurado al agrupar elementos que tienen uniones semánticas cercanas. En la Figura 6.8. se muestran los paquetes que definimos para el sistema SISCOMPLEX y cómo es que estos paquetes se relacionan a través de dos tipos de dependencia: de uso y de acceso.

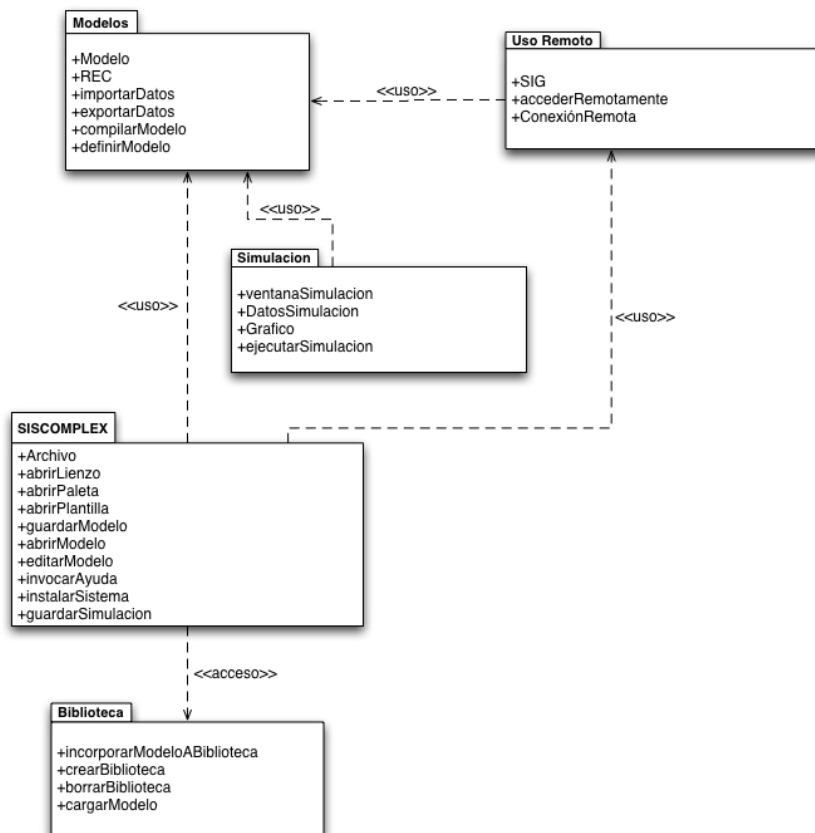


Figura 6.8. Diagrama de paquetes del sistema SISCOMPLEX.

Como se puede apreciar en la Figura 6.8., definimos cinco paquetes agrupando elementos cuya semántica representa el mismo aspecto de funcionalidad del sistema. De tal forma, el paquete SISCOMPLEX agrupa los elementos que tienen que ver con las funciones de uso, entrada/salida, edicion, e instalacion del sistema; representadas estas funciones a través de la inclusion de clases y métodos en el paquete. Podemos distinguir una clase de un método en la especificación del paquete porque al hacer referencia a una clase el nombre de ésta inicia con una letra mayúscula, a diferencia de los nombres de métodos. Así pues, el paquete SISCOMPLEX tiene una relación de dependencia con los paquetes Modelos y Uso Remoto que le permite hacer uso de los elementos incluidos en estos paquetes.

6.2.2.4 Realización de casos de uso La realización de caso de uso es fundamentalmente un proceso de mejora. Toma una especificación de un aspecto del comportamiento del sistema según se captura en un caso de uso y modela cómo se puede realizar esto por interacciones entre instancias de las clases de análisis que se han identificado. Las clases de análisis modelan la estructura estática y las realizaciones de caso de uso muestran cómo las instancias de las clases de análisis interactúan para realizar la funcionalidad del sistema. Esto es parte de la vista dinámica del sistema. Va de una especificación general de un comportamiento requerido a una descripción de las interacciones entre clases que harán que este comportamiento se realice.

Para desarrollar y describir la realización de casos de uso de SISCOMPLEX utilizamos dos tipos de diagramas de interacción: diagramas de secuencia y diagramas de comunicación. Los diagramas de secuencia muestran interacciones entre líneas de vida como una secuencia de eventos ordenada en el tiempo, mientras que los diagramas de comunicación enfatizan los aspectos estructurales de una interacción; cómo se conectan las líneas de vida.

En las siguientes figuras se muestran las realizaciones de caso de uso de SISCOMPLEX representadas a través de diagramas de clases de análisis y diagramas de interacción.

En la Figura 6.9. se muestran las clases que intervienen y cómo es que éstas interactúan para realizar el caso de uso CargarModelo. En el diagrama de secuencia se especifica el nombre del caso de uso prefijado por *sd* para indicar que es un diagrama de interacción. Los diagramas de secuencia se ejecutan de arriba a abajo y las líneas de vida de izquierda a derecha. Las líneas de vida representan actores, clases u objetos que intervienen en la realización del caso de uso.

En el diagrama de secuencia de la Figura 6.9. existen cuatro líneas de vida las cuales representan instancias de las clases Especialista (que también representa a un actor que interactúa con el sistema), Biblioteca, Lienzo, y Modelo. La secuencia para la realización del caso de uso CargarModelo se desarrolla de la siguiente manera: La secuencia inicia cuando el actor Especialista selecciona la opción "Cargar Modelo"; la instancia de la clase Especialista envía entonces un mensaje a la instancia de la clase Lienzo para que ésta ejecute el método `abrirLienzo()`. Posteriormente, la instancia de la clase Especialista envía un mensaje a la instancia de la clase Biblioteca para que a través del método `cargarModelo()` el actor Especialista seleccione el modelo que desea cargar en el lienzo. Una vez seleccionado el modelo, la instancia de la clase Biblioteca envía un mensaje para crear una instancia a la clase Modelo, y posteriormente la instancia creada de la clase Modelo carga el modelo seleccionado en el lienzo por medio de un mensaje enviado a la clase Lienzo para que ésta ejecute el método `cargarModelo()`.

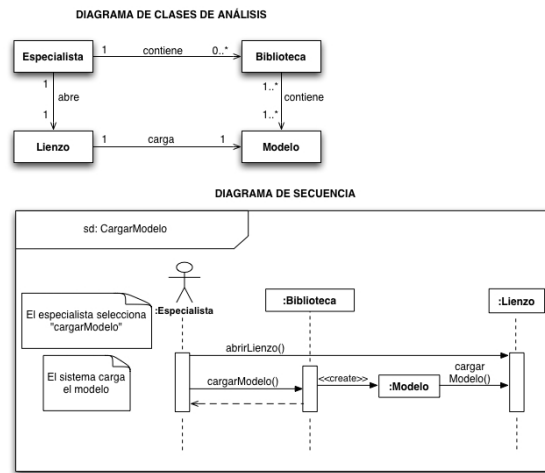


Figura 6.9. Realización del caso de uso CargarModelo.

La realización del caso de uso Definir Modelo inicia cuando el actor Especialista selecciona precisamente esta opción (ver Figura 6.10.) en el menú del sistema SISCOMPLEX. La instancia de la clase Especialista envía un mensaje a la instancia de la clase Paleta para que ejecute su método abrirPaleta(). La línea punteada con una flecha en dirección de la instancia de la clase Especialista significa un retorno de mensaje que indica si la paleta se pudo abrir correctamente. Esto mismo se aplica en el caso de la instancia de la clase Lienzo, en el cual el actor especialista define su modelo de simulación utilizando los símbolos de la paleta.

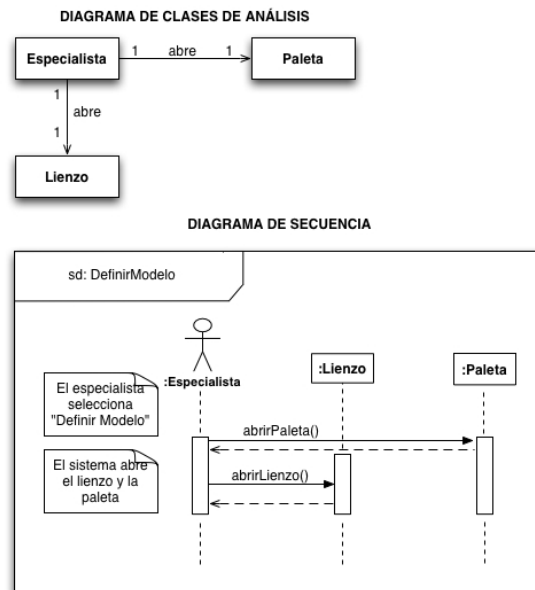


Figura 6.10. Realización del caso de uso DefinirModelo.

Para la realización del caso de uso Ejecutar Simulación se utiliza un diagrama de comunicación (ver Figura 6.11.). En este diagrama se pone énfasis en la estructura de la secuencia de conexiones que permiten llevar a cabo la ejecución de una simulación en SISCOMPLEX. En el diagrama de clases de análisis de la Figura 6.11. se muestran las relaciones que establecen las siete clases involucradas, y en el diagrama de comunicación se muestra la secuencia de mensajes a través de los cuales se conectan las instancias de estas clases para la realización del caso de uso. Así pues, tenemos que el caso de uso inicia cuando el actor Especialista selecciona la opción “Ejecutar Simulación”; es entonces cuando la instancia de la clase Especialista envía un mensaje a la instancia de clase Simulación para que ejecute el método ejecutarSimulación(), esta a su vez envía un mensaje a la instancia de la clase Modelo para realizar la compilación, para lo cual se establece comunicación con la clase REC. Si el resultado de la compilación está libre de error entonces la instancia de la clase REC transforma el modelo a código intermedio en lenguaje REC, de otra manera se envía un mensaje de error al actor Especialista. Una vez transformado el modelo a código intermedio, la instancia de la clase Simulación establece comunicación con las instancias de las clases VentanaSimulación y DatosSimulación a través de la invocación de los métodos desplegarSimulación() y generarTabla() respectivamente. Estos métodos permiten observar en tiempo real la ejecución de la simulación y los datos que ésta genera. Por último, dentro de los datos de la simulación se incluye la generación de gráficos estadísticos. Estos gráficos se generan a partir de la interacción que establecen las instancias de las clases DatosSimulacion y Grafico.

Las realizaciones de los casos de uso IncorporarModeloABiblioteca, AbrirArchivoDeModelo, GuardarSimulacion, EditarModelo, InvocarAyuda, AccederRemotamente, ImportarDatos, y ExportarDatos siguen la misma sintáxis y su estructura tiene la misma semántica que la de las realizaciones de casos de uso mostrados en las figuras anteriores. En las siguientes figuras se muestran los diagramas que representan las realizaciones de los casos de uso mencionados anteriormente.

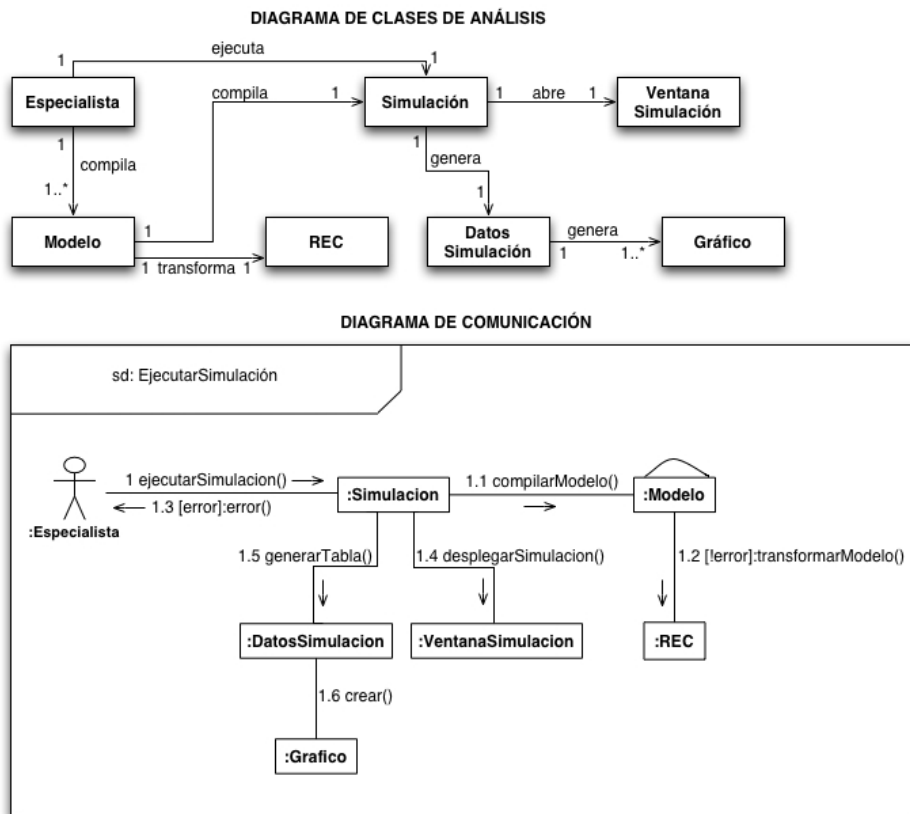


Figura 6.11. Realización del caso de uso EjecutarSimulación.

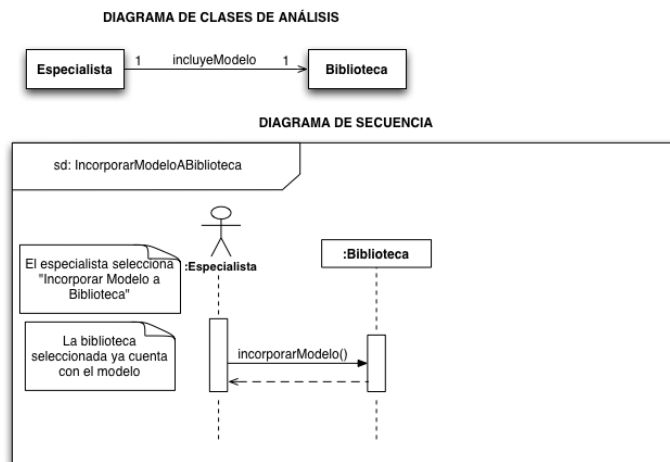


Figura 6.12. Realización del caso de uso IncorporarModeloABiblioteca.

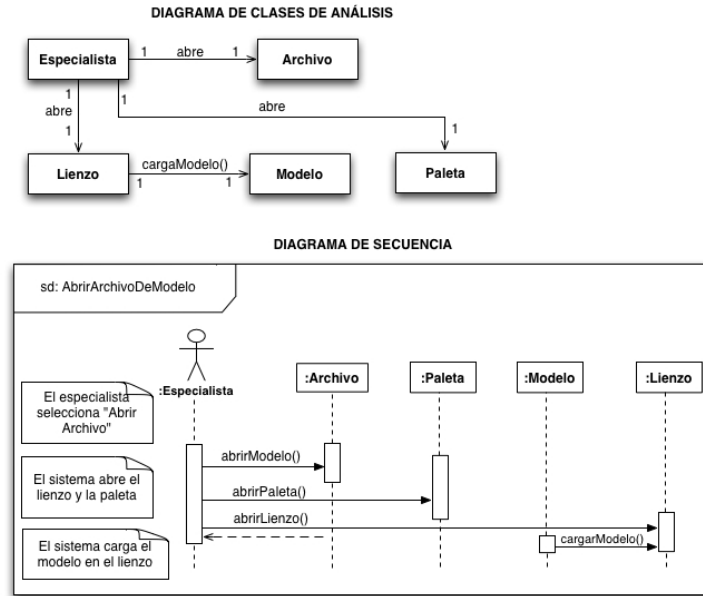


Figura 6.13. Realización del caso de uso AbrirArchivoDeModelo.

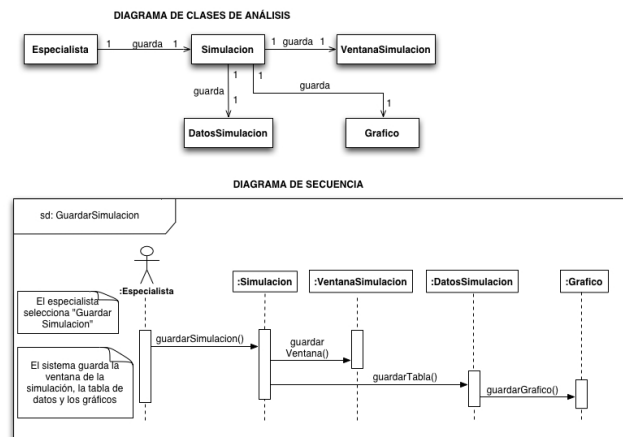


Figura 6.14. Realización del caso de uso GuardarSimulacion.

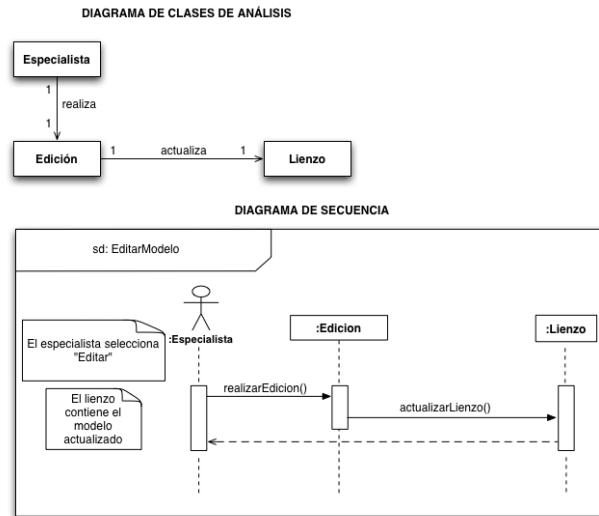


Figura 6.15. Realización del caso de uso EditarModelo.

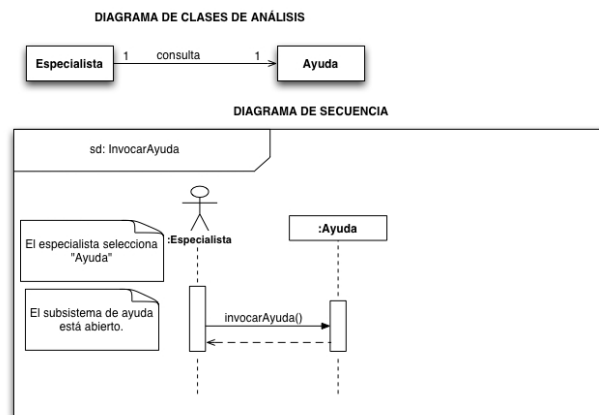


Figura 6.16. Realización del caso de uso InvocarAyuda.

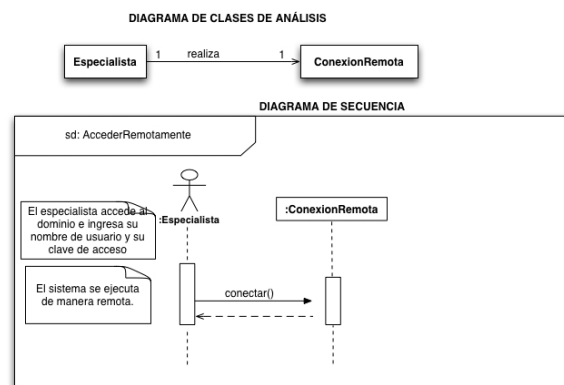


Figura 6.17. Realización del caso de uso AccederRemotamente.

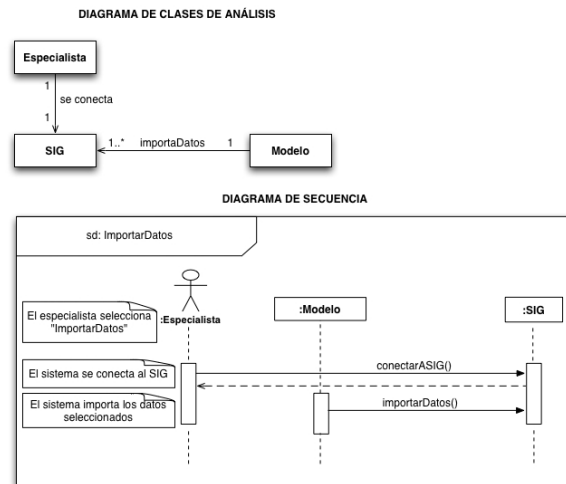


Figura 6.18. Realización del caso de uso ImportarDatos.

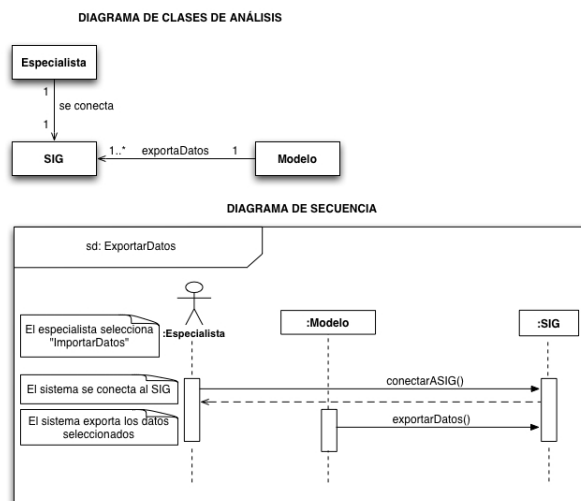


Figura 6.19. Realización del caso de uso ExportarDatos.

En la Figura 6.20. se muestra la realización del caso de uso Guardar Modelo. Se puede observar que los diagramas de clases de análisis y de secuencia son muy semejantes a los de las realizaciones de los casos de uso presentados anteriormente. Sin embargo, en el diagrama de secuencia se añade una secuencia alternativa la cual se abrevia como *alt*. Esta secuencia alternativa representa el comportamiento persistente para el almacenamiento automático del modelo activo.

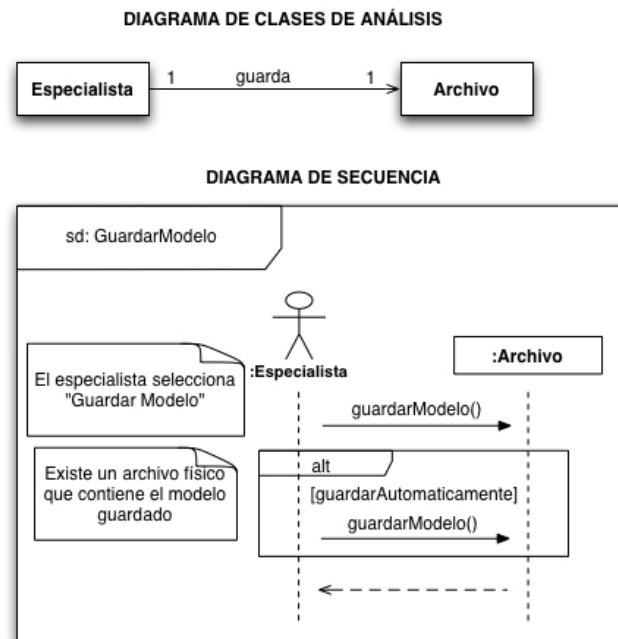


Figura 6.20. Realización del caso de uso GuardarModelo.

Por último, en la Figura 6.21. se presenta la realización del caso de uso CompilarModelo. La idea básica de este caso de uso es verificar el modelo activo y transformarlo en código REC el cual posteriormente se utiliza para ejecutar la simulación. De tal forma, como se puede observar en el diagrama de clase de análisis, intervienen tres clases para la realización de este caso de uso: la clase Especialista, la clase Modelo, y la clase REC. En el diagrama de secuencia se muestra como es que interactúan las instancias de estas tres clases. Así pues, el caso de uso inicia cuando el actor Especialista selecciona la opción "Compilar Modelo". En ese momento la instancia de la clase Especialista envía un mensaje a la instancia de la clase Modelo para que lleve a cabo la compilación. La instancia de la clase Modelo a su vez envía un mensaje a la clase REC para que verifique el modelo activo y lo transforme a código REC. Una vez transformado el modelo activo a código REC se envía una confirmación a la instancia del actor Especialista.

Como parte final del análisis se presentan los diagramas de actividades que encapsulan la descripción de los subsistemas que componen SISCOMPLEX. Para esta parte del análisis se utilizaron diagramas de visión de interacción, los cuales son un tipo especial de diagrama de actividad. Los diagramas de visión de interacción no solamente incluyen el nombre de

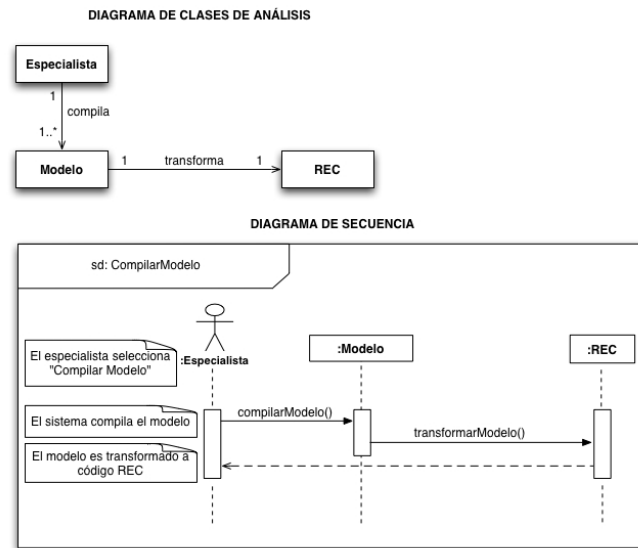


Figura 6.21. Realización del caso de uso CompilarModelo.

una actividad, sino también la referencia al diagrama de interacción que describe el comportamiento de dicha actividad. Así pues, en la Figura 6.22. se presenta el diagrama de actividades que describe el comportamiento del subsistema para la definición de modelos. En este diagrama se observa que existen dos formas de acceso para utilizar el sistema y llevar a cabo la definición de un modelo. Además, también se puede constatar que las actividades que se incluyen en el diagrama son referencias a los diagramas de interacción definidos en las realizaciones de casos de uso presentadas en la sección 1.2.2.4. En las siguientes figuras se muestran los diagramas de actividades que describen el comportamiento de los subsistemas para gestionar las simulaciones, gestionar las bibliotecas de modelos, establecer interoperabilidad con un SIG, y brindarle ayuda al usuario.

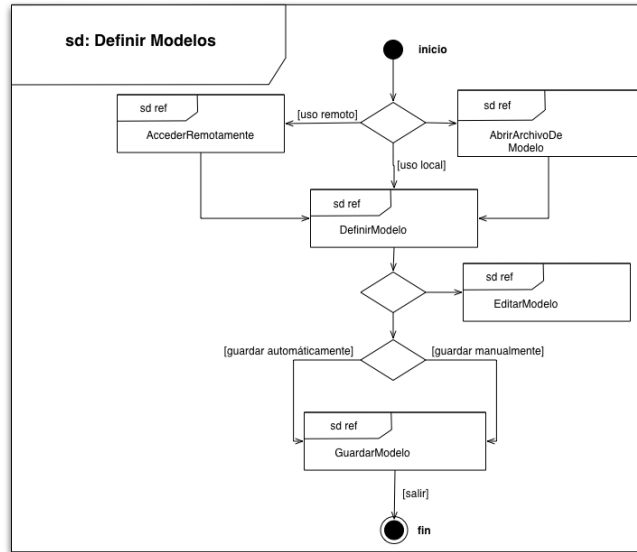


Figura 6.22. Diagrama de actividades que describe el subsistema para la definición de modelos.

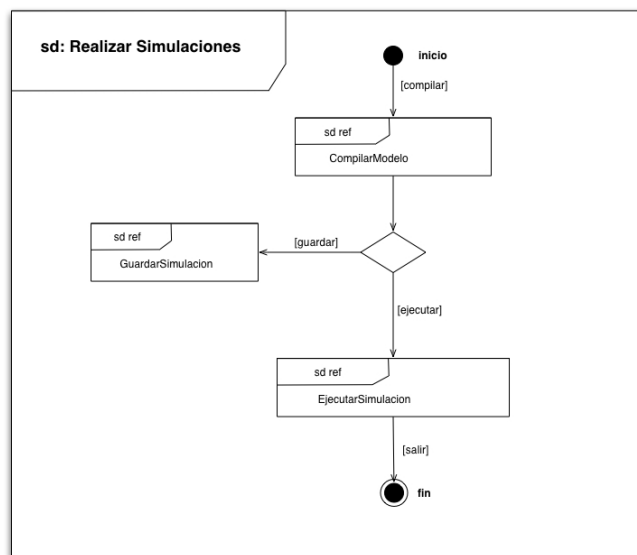


Figura 6.23. Diagrama de actividades que describe el subsistema para gestionar las simulaciones.

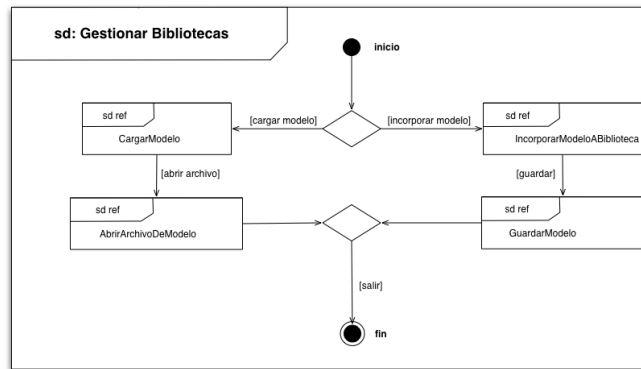


Figura 6.24. Diagrama de actividades que describe el subsistema para gestionar las bibliotecas de modelos.

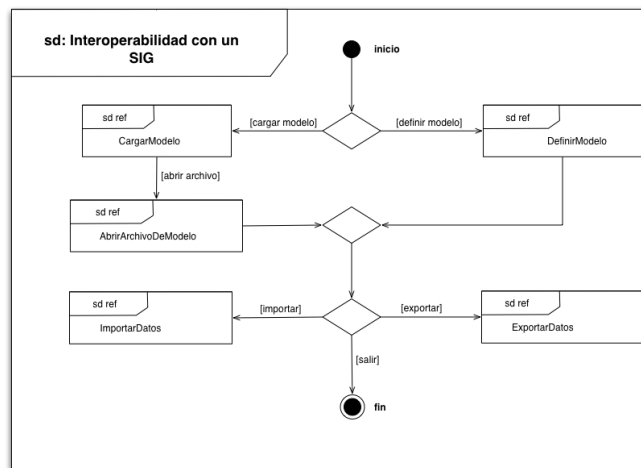


Figura 6.25. Diagrama de actividades que describe el subsistema para establecer interoperabilidad con un SIG.

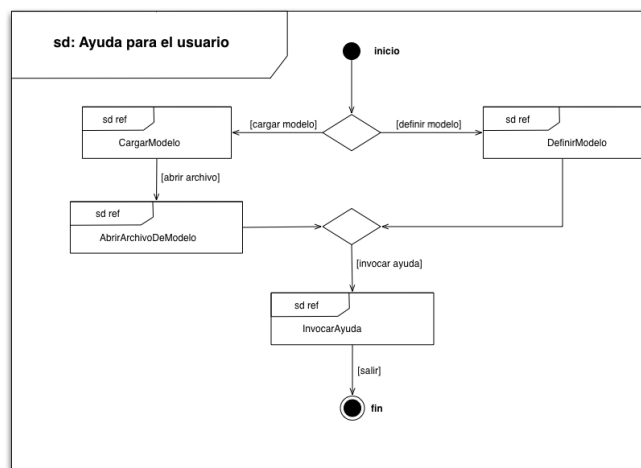


Figura 6.26. Diagrama de actividades que describe el subsistema para brindarle ayuda al usuario.

CAPITULO 7

CONCLUSIONES

El comportamiento de los ecosistemas representa un difícil problema en cuanto al análisis que hay que realizar para pretender caracterizarlo. Existen muchos trabajos de investigación en este sentido, orientados hacia diferentes puntos con el fin de abarcar el mayor número de aspectos posibles involucrados en este sistema complejo. El objetivo principal de este trabajo de investigación es el de poder aportar un nuevo modelo, que en un determinado momento pueda ser útil para un proyecto de investigación en el cual se pretenda caracterizar el comportamiento de alguno de los numerosos ecosistemas que conforman nuestro planeta. Otro objetivo, que no es excluyente del anterior, es el de poder aportar elementos que apoyen y fortalezcan el desarrollo de la investigación en ecosistemas desde la perspectiva de las ciencias de la computación.

7.1 PRINCIPALES RESULTADOS

Algunos de los principales resultados que se han obtenido durante este trabajo de investigación son los siguientes:

- Se ha creado un nuevo modelo de ecosistemas utilizando como paradigmas de referencia Autómatas Celulares, Sistemas MultiAgentes, Lenguajes Visuales, y Programación Orientada a Objetos.
- Se ha definido la línea base de la arquitectura de un nuevo *framework* de simulación de sistemas complejos denominado SISCOMPLEX.
- Se han desarrollado dos modelos de interacciones tipo depredador-presa utilizando el enfoque de modelación propuesto en esta tesis.

Como resultados de este trabajo de investigación se han creado modelos e implementado simulaciones de interacciones ecológicas los cuales describimos a continuación.

7.2 LISTA DE PUBLICACIONES

- René Rodríguez Zamora y Sergio Víctor Chapa Vergara. Plataformas computacionales para la simulación de sistemas ecológicos. En memorias de la IX Conferencia de Ingeniería Eléctrica. CINVESTAV-IPN, Distrito Federal, México, Septiembre 2003.
 - En este artículo se analizan tres plataformas en las cuales se pueden llevar a cabo simulaciones de sistemas ecológicos. A partir de este análisis decidimos utilizar algunas bibliotecas de Swarm para la implementación de las simulaciones y la construcción del sistema computacional.
- René Rodríguez Zamora and Sergio Víctor Chapa Vergara. Using de Bruijn Diagrams to Analyze 1d Cellular Automata Traffic Models. Proceedings of 6th International Conference on Cellular Automata for Research and Industry, ACRI 2004. Lectures Notes in Computer Science, Springer-Verlag, 3305:306-315, October 2004.
 - En este artículo utilizamos herramientas gráficas que simplifican el análisis de los Automatas Celulares.
- René Rodríguez Zamora and Sergio Víctor Chapa Vergara. A Multi-Agent System to Simulate Predator-Prey Interactions. In Proceedings of The 2005 International Conference on Modeling, Simulation and Visualization Methods, MSV 05. Las Vegas, Nevada, USA, June 2005.
 - En este artículo analizamos interacciones Depredador-Presa, una de las más importantes en nuestra investigación.
- René Rodríguez Zamora and Sergio Víctor Chapa Vergara. Modeling Individual Processes in Predator-Prey Interactions using UML and Multi-Agent Systems. In Proceedings of The 2005 Conference on Natural Resource Modeling. Arcata, California, USA, June 2005.
 - En este artículo enfatizamos la importancia de utilizar Sistemas Multiagentes en la modelación ecológica.
- René Rodríguez Zamora and Sergio Víctor Chapa Vergara. Cellular Automata and Multi-Agent Systems to Simulate Predator-Prey Interactions. In Proceedings of The Fifth European Conference on Ecological Modelling. Mosc, Rusia, September 2005.
 - A través del enfoque de modelación presentado en este artículo, nosotros ofrecemos herramientas computacionales que puedan enriquecer la modelación ecológica. Tratamos de añadir realismo a las simulaciones

solamente añadiendo atributos a los agentes. En el caso del modelo de simulación de interacciones Depredador-Presa presentado en este artículo es posible incluir características individuales representativas de los agentes las cuales nos permiten analizar diferentes aspectos del problema.

- René Rodríguez Zamora and Sergio Víctor Chapa Vergara. Modelación de sistemas complejos utilizando UML. En memorias del 3er Congreso Internacional en Innovación y Desarrollo Tecnológico CIINDET 2005. Cuernavaca, México, Septiembre 2005.
 - El propósito de este artículo es mostrar que la integración de conceptos de Sistemas MultiAgentes, Lenguajes Visuales, y Autómatas Celulares ayuda en la construcción de modelos ecológicos.

7.3 TRABAJO POR HACER

Para seguir desarrollando esta investigación, en el futuro inmediato se trabajará en los siguientes aspectos:

- Concluir las fases de construcción y transición del sistema SISCOMPLEX para su liberación.
- Incrustar el modelo propuesto en esta tesis en el *framework* de simulación SISCOMPLEX, en el cual se pueda contar con todo un lenguaje visual para la definición de los modelos y ejecutar las simulaciones.
- Parametrizar los modelos de simulación con datos contenidos en una base de datos geográfica, para la generación de mapas temáticos de tipo prospectivo.
- Definición del modelo de ecuaciones diferenciales.
- Elaboración de un libro cuya temática será la modelación ecológica utilizando nuestro modelo y SISCOMPLEX.

GLOSARIO

Abiótico.- Sin vida.

Agente.- Entidad física o virtual la cual tiene la capacidad de actuar dentro de un medio ambiente, de comunicarse directamente con otros agentes, se conduce a partir de un conjunto de tendencias las cuales se representan por medio de objetivos individuales o como una función de satisfacción/sobrevivencia la cual trata de optimizar.

Agente Proactivo (Cognitivo).- Agente que basa su comportamiento en metas predefinidas para él y en sus percepciones del medio ambiente.

Agente Reactivo.- Agente que basa su comportamiento en las reacciones que puede tener ante los eventos que ocurren en su medio ambiente.

Ambiente de Entrada.- Componentes que constituyen la fuente de energía que ingresa a un ecosistema.

Ambiente de Salida.- Componentes que constituyen la energía que sale de un ecosistema.

Atractor.- Es una singularidad en el espacio de acción donde ocurre un fenómeno hacia el cual convergen las trayectorias de una dinámica dada.

Autómata Celular.- Sistema dinámico discreto en el cual sus elementos tienen una interacción constante entre sí tanto en el espacio como en el tiempo.

Autótrofos.- Organismos que pueden producir sus propios alimentos a partir de moléculas simples.

Biósfera.- El conjunto de la atmósfera, el agua y la tierra en donde se desarrollan, viven, crecen y mueren toda clase de organismos vivos.

Biótico.- Perteneciente o relativo a la vida, que se refiere a las unidades orgánicas que componen la biósfera.

Caso de Uso.- Una descripción de una secuencia de acciones que realiza un sistema para proporcionar un resultado significativo al usuario.

Cadena trófica.- Seriación de especies existentes en los ecosistemas a través de la cual se transmite la energía. El conjunto de cadenas tróficas se llama Red Alimentaria.

Capacidad de Carga.- Número máximo de individuos de una especie (población) que puede sustentar o mantener un ecosistema determinado.

Ciclo de materiales.- Movimiento de cantidades masivas de carbono, hidrógeno, fósforo, y otros elementos entre los componentes vivientes mediante una serie de procesos de producción y descomposición.

Clase.- Descripción de un conjunto de objetos que comparten las mismas características.

Cognitivo.- Proceso exclusivamente intelectual que precede al aprendizaje, las capacidades cognitivas sólo se aprecian en la acción, es decir, primero se procesa la información y después se analiza, se argumenta, se comprende y se producen nuevos enfoques.

Comunidad.- Conjunto de poblaciones que funcionan como unidad integrativa a través de modificaciones metabólicas que coevolucionan en una determinada área dentro de un hábitat físico.

Control del Fundador.- Fenómeno que se da en la competencia interespecífica y que tiene que ver con la exclusión entre especies de acuerdo a las densidades iniciales en un modelo de simulación.

Consumidor.- Organismo que no puede sintetizar los nutrientes orgánicos que necesita y los obtiene alimentándose de productores o de otros consumidores.

Competencia Interespecífica.- Competencia entre miembros de especies diferentes.

Competencia Intraespecífica.- Competencia entre miembros de una misma especie.

Componente.- Parte modular de un sistema que encapsula sus contenidos.

Diagrama de Evoluciones.- Diagrama que muestra el comportamiento de un Automata Celular a nivel macroscópico.

Ecología.- Rama de la biología que estudia las relaciones de los organismos unos con otros y con el medio ambiente en el cual viven.

Ecología Poblacional.- Rama de la ecología que estudia las poblaciones formadas por los organismos de una misma especie desde el punto de vista de su tamaño, estructura, y dinámica.

Ecosistema.- Sistema dinámico relativamente autónomo, formado por una comunidad natural y su medio ambiente físico.

Energía.- Capacidad de realizar trabajo; en los ecosistemas, la fuente de energía primaria es la luz solar y a través del paso por los niveles tróficos o alimenticios se transforma en energía química.

Habitat.- Conjunto de condiciones ambientales necesarias para la vida de una determinada especie animal o vegetal.

Heterótrofos.- Organismos cuyas necesidades nutritivas se satisfacen mediante el consumo de otros organismos.

Hito.- Conjunto de objetivos bien definidos para cada una de las fases del Proceso Unificado.

Homeostasis.- Mantenimiento de un nivel constante o elevado de uniformidad en las funciones de un organismo, o en las interacciones de los individuos de una población o una comunidad bajo condiciones de cambio debido a la capacidad de esos organismos de hacer ajustes.

IBM.- Modelo formulado para observar el comportamiento a nivel individual de los miembros de una población.

Instancia.- Objeto particular que pertenece a una clase.

Internet.- Red informática de transmisión de datos para la comunicación global que permite el intercambio de todo tipo de información (en formato digital) entre sus usuarios.

Latiz.- Representación en n-dimensiones de un espacio particionado.

Ley de Acción de las Masas.- La velocidad de reacción química es directamente proporcional a las masas activas de las de las especies reaccionantes.

Life.- Autómata Celular creado por John Conway en la década de los 1970's el cual es capaz de generar patrones autore-productivos y de llevar a cabo computación universal.

Macroconsumidores.- Organismo heterótrofo que obtiene su energía por degradación de tejidos o por absorción de materia orgánica exudada por plantas u otros organismos, o extraída de los mismos.

Medio Ambiente (MAS).- Representación del espacio en el cual tienen lugar las interacciones de los agentes que forman parte de un MAS.

Metapoblación.- Conjunto de poblaciones locales de una especie que se encuentran conectadas mediante la dispersión de individuos, con una dinámica independiente y duración limitada.

Microconsumidores.- Organismo heterótrofos que ingiere a otros organismos o materia orgánica en partículas.

Modelo.- Es una vista de un sistema del mundo real, es decir, una abstracción de dicho sistema considerando un cierto propósito. Un modelo describe completamente aquellos aspectos del sistema que son relevantes al propósito del modelo y a un apropiado nivel de detalle.

Modelo Competitivo.- Modelo mediante el cual se representa la asociación o relación biológica que tiene lugar entre diversos organismos, en un intento de utilizar los mismos recursos.

Modelo de Dominio.- Modelo mediante el cual se establecen los límites y el contexto de un sistema software.

Modelo Depredador-Presa.- Modelo que describe las interacciones que ocurren entre presas y sus depredadores dentro de la cadena trófica.

Modelo Exponencial.- Modelo creado por Thomas Malthus en 1798 para caracterizar el crecimiento poblacional desmedido.

Modelo Logístico.- Modelo creado por Pierre-Francois Verhulst en 1835 y utilizado por Raymond Pearl y Lowell Reed en los 1920's para predecir en el futuro el tamaño de la población de los Estados Unidos.

Nutriente.- Término genérico para cualquier sustancia que pueda utilizarse en los procesos metabólicos del organismo.

Objeto.- Grupo de funciones relacionadas y estructuras de datos las cuales están al servicio de esas funciones. Las funciones se conocen como métodos del objeto y los campos de la estructura de datos son las variables de instancia.

Organismo.- Conjunto de órganos del cuerpo animal o vegetal.

Parche.- Área continua con los recursos necesarios para la persistencia de una población local, y a su vez, ésta población local está separada por un hábitat inadecuado.

Población.- Grupo de organismos de la misma especie que ocupan un espacio particular y funcionan como parte de una comunidad abiótica.

Principio no reducible.- Propiedades del todo que no son reducibles a la suma de las propiedades de las partes.

Proceso Unificado.- Metodología que indica los recursos humanos, las actividades y artefactos que es necesario desarrollar o crear para modelar un sistema software.

Productor.- Organismo autótrofo que sintetiza alimentos a partir de sustancias inorgánicas simples.

Propiedad Colectiva.- Es el resultado de la suma del comportamiento de las partes.

Propiedad Emergente.- Es el resultado de la combinación de componentes o subgrupos para producir entidades de mayores dimensiones.

Radio de vecindad.- Rango de interacción a nivel local que tienen las células entre sí durante la evolución de un Autómata Celular.

SIG.- Conjunto de software y hardware que transforma datos espaciales referenciados geográficamente en información sobre localizaciones, interacciones espaciales y relaciones geográficas de las entidades fijas y dinámicas que ocupan un espacio en los entornos naturales o construidos.

Simulación.- Conjunto de reglas que definen cómo el sistema que está siendo modelado cambiará en el futuro en relación al estado actual.

Sistema.- Conjunto de elementos relacionados de tal que interactúan para alcanzar una meta común.

Sistema Complejo.- Conjunto de componentes interconectados, en donde dichas interconexiones nos permiten analizar el sistema con precisión. Así pues, un sistema complejo es más que la suma de sus partes, porque las relaciones entre sus

componentes son muchas y muy variadas, y son estas relaciones las que más influyen en el comportamiento y la forma de ser del sistema.

Swarm.- Conjunto de bibliotecas creadas por Chris Langton en 1994 para llevar a cabo simulaciones utilizando agentes.

Tiempo de Manipulación.- Tiempo total que tarda un depredador en capturar, matar, y devorar a su presa.

Traza.- Relación entre dos elementos que representan el mismo concepto.

UML.- Lenguaje de modelado visual de propósito general creado para especificar, visualizar, construir y documentar componentes software y otro tipo de sistemas no computacionales.

Vecindad.- Número total de células que integran el radio de vecindad.

Vida Artificial.- Concepto introducido en la década de los 1980's por Chris Langton y que trata sobre el estudio de la vida como ésta podría ser y no como la vida es.

Vista.- Perspectiva parcial de un sistema software.

BIBLIOGRAFÍA

1. Peter A. Abrams. THE EVOLUTION OF PREDATOR-PREY INTERACTIONS: Theory and Evidence. *Annu. Rev. Ecol. Syst.*, 31:79–105, September 2000.
2. H. G. Andrewartha and L. C. Birch. *The Distribution and Abundance of Animals*. The University of Chicago Press, Chicago, Illinois, 1954.
3. Scott Anguish, Erik M. Buck, and Donald Yackman. *Cocoa Programming*. Sams Publishing, 2002.
4. E.R. Banks. Universality in cellular automata. Proc. 11th Switch, Automata Th. Conf. (1970).
5. Carter Bays. New game of three-dimensional life. *Complex Systems*, 5, 1991.
6. Carter Bays. A new candidate rule for the game of three-dimensional life. *Complex Systems*, 6, 1992.
7. Vladimir Belitsky, Pablo Ferrari, Norio Konno, and Thomas M. Liggett. A strong correlation inequality for contact processes and oriented percolation. *Stochastic Process Appl.*, 67(2):213–225, 1997.
8. Vladimir Belitsky and Pablo A. Ferrari. Invariant Measures and Convergence for Cellular Automaton 184 and Related Processes. Disponible en: <http://www.ime.usp.br/~pablo/publications.html>.
9. Elwyn R. Berlekamp, John Conway, and Richard K. Guy. Winning ways for your mathematical plays, 1982.
10. E. L. Berlow. Strong effects of weak interactions in ecological communities. *Nature*, 398:330–334, March 1999.
11. L. V. Bertalanffy. *General System Theory: Foundations, Development, Applications*. George Braziller, 1976.
12. George D. Birkhoff. *Dynamics Systems*. American Mathematical Society, Providence Rhode Island, 1927.
13. Eric Bonabeau, Marco Dorigo, and Guy Theraulaz. *Swarm Intelligence*. Oxford University Press, 1999.
14. Grady Booch. *Object-Oriented Analysis and Design with Applications*. Redwood City, California, 1991.
15. Grady Booch. *Object Solutions*. Addison Wesley, 1995.
16. Grady Booch, James Rumbaugh, and Ivar Jacobson. *The Unified Modeling Language User Guide*. Addison Wesley, Reading, Mass, 1999.
17. F. Bousquet and C. L. Page. Multi-agent simulations and ecosystem management: a review. *Ecological Modelling*, 176:313–332, 2004.
18. F. Bousquet and C. Le Page. Multi-agent simulations and ecosystem management: a review. *Ecological Modelling*, 176:313–332, 2004.
19. A. W. Burks. *Essays on Cellular Automata*. Univ. of Illinois Press, 1970.
20. M Burnett and Baker. Visual programming. *Computer*, 28(3):14–16, 1995.
21. Ted J. Case. *An Illustrated Guide to Theoretical Ecology*. Oxford University Press, New York, 1999.
22. Hal Caswell. *Matrix Population Models*. Sinauer Associates Inc., 2000.
23. Bill Cheeseman. *Cocoa Recipes for MacOSX*. Peachpit Press, 2003.
24. Gerardo Cisneros. Configurable rec. *SIGPLAN Notices*, 29(5):7–16, 1994.
25. Colin W. Clark and Marc Mangel. *Dynamic State Variable Models in Ecology*. Oxford University Press, 2000.
26. E.F. Codd. *Cellular Automata*. Academic Press, New York, 1968.
27. G. Costagliola, A. DeLucia, S. Orefice, and G. Tortora. A parsing methodology for the implementation of visual system. *IEEE Trans. on Software Engineering*, 23(12):777–799, 1997.
28. David Cruz. Construcción de un editor de gráficas de propósito general. Master's thesis, CINVESTAV-IPN, 1999.
29. Virginia H. Dale, Frank Southworth, Robert V. O'Neill, Robert Aaron Rosen, and Robert Frohn. Simulating Spatial Patterns of Land-Use Change in Rondônia, Brazil. In Robert H. Gardner, editor, *Predicting Spatial Effects in Ecological Systems*, volume 23 of *Lectures on Mathematics in the Life Sciences*, pages 29–55. American Mathematical Society, 1993.
30. Luciano de la Rosa Aguilar and Victor M. Jiménez Arellano. Camex/un programa para controlar máquinas de autómatas celulares. Tesis de licenciatura disponible en la biblioteca de ingeniería eléctrica del CINVESTAV-IPN, 2000.
31. D. L. DeAngelis and L. J. Gross. *Individual-Based Models and Approaches in Ecology: Population, Communities and Ecosystems*. Chapman & Hall, 1992.

32. J. L. Deneubourg and S. Goss. Collective patterns and decision-making. *Ecology, Ethology and Evolution*, 1:295–311, 1989.
33. U. Dieckmann, R. Law, and J. A. J. Metz. *The Geometry of Ecological Interactions*. Cambridge University Press, 2000.
34. J. P. Dupuy. *Aux origines des sciences cognitives*. La Découverte, 1994.
35. G. M. Van Dyne. Ecosystems, systems ecology, and systems ecologists. Technical Report 3957, Oak Ridge National Laboratory, Oak Ridge, Tennessee, 1966.
36. F. N. Egerton. Changing concepts of balance of nature. *Quarterly Review of Biology*, 48:322–350, 1973.
37. L. Erman, F. Hayes Roth, V. Lesser, and D. Reddy. The HEARSAY-II Speech Understanding System: Integrating Knowledge to Resolve Uncertainty. *ACM Computing Surveys*, 12, 1980.
38. J. Ferber. Using reactive multi-agent systems in simulation and problem-solving, 1992.
39. J. K. Fiebleman. Theory of integrated levels. *Brit. J. Phil. Sci.*, 50:59–66, 1954.
40. Andrew Ford. *Modelling the Environment*. Island Press, 1999.
41. R. P. Freckleton and A. R. Watkinson. Large-scale spatial dynamics of plants: metapopulations, regional ensembles and patchy populations. *Journal of Ecology*, 90:419–434, 2002.
42. Martin Gardner. On cellular automata, self-reproduction, The Garden of Eden and the game “Life”. *Scientific American*, 224(2):112–117, 1971.
43. Simson Garfinkel and Michael K. Mahoney. *Cocoa Applications*. O’REILLY, 2002.
44. G. F. Gause, P. Smaragdova, and A.A. Witt. Further studies of interaction between predators and prey. *Journal of Animal Ecology*, 5:1–18, 1936.
45. H. Randy Gimblett, editor. *Integrating GIS and Agent-Based Modelling Techniques*, chapter Spatial Units as Agents. Oxford University Press, January 2002.
46. W. S. C. Gurney and R. M. Nisbet. *Ecological Dynamics*. Oxford University Press, 1998.
47. Anja Gronewold and Michael Sonnenschein. Asynchronous layered cellular automata for the structured modelling of ecological systems. In *9th European Simulation Symposium (ESS '97)*, pages 286–290, 1997.
48. Anja Gronewold and Michael Sonnenschein. Event-based modelling of ecological systems with asynchronous cellular automata. *Ecological Modelling*, 108(1-3):37–52, May 1998.
49. Object Management Group. Unified modeling language specification. URL: <http://www.omg.org>, 1998.
50. Object Management Group. Unified modeling language: Superstructure, version 2.0. URL: <http://www.omg.org>, 2005.
51. Howard Gutowitz. *Cellular Automata, Theory and Experiment*. MIT Press, 1991.
52. G.W. Harrison. Comparing predator-prey models to luckinbill’s experiment with paramecium and didinium. *Ecology*, 50:357–374, 1995.
53. Gustav Arnold Hedlund. Endomorphisms and automorphisms of the shift dynamical system. *Mathematical Systems Theory*, 3:320–375, 1969.
54. David Hiebeler. The Swarm Simulation System and Individual-based Modeling, September 1994. Disponible en: cite-seer.nj.nec.com/hiebeler94swarm.html.
55. Ray Hilborn and Marc Mangel. *The Ecological Detective: confronting models with data*. Princeton University Press, 1997.
56. P. Hogewed. Cellular automata as a paradigm for ecological modeling. *Applied Mathematics and computation*, 27:81–100, 1988.
57. J. Holland. *Automata, Languages, Development*, chapter Studies of the spontaneous emergence of self-replicating systems using cellular automata and formal grammars, pages 385–404. North Holland Publishing Co., 1976.
58. C. Holling. The functional response of predators to prey density and its role in mimicry and population regulation. *Memoirs of the Entomological Society of Canada*, 45:5–60, 1965.
59. <http://www.hps-inc.com>. Sitio de la empresa que desarrolla STELLA.
60. C. B. Huffaker. Experimental studies on predation: dispersion factors and predator-prey oscillations. *Hilgardia*, 27(14):343–383, 1958.
61. C. Iffenecker and J. Ferber. Using multi-agent architecture for designing electromechanical products. In *Proceedings of Avignon '92 conference on Expert Systems and their Applications*. Avignon, 1992.
62. A. R. Smith III. *Survey of polyautomata theory*. Univ. of Utrecht, 1975.
63. T. Ikegami and T. Hashimoto. Active mutation in self-reproducing networks of machines and tapes. *Artif. Life*, 2(3):305–318, 1995.

64. James Ingham. What is an agent? Technical report, Centre for Software Maintenance, University of Durham, 1999.
65. Ivar Jacobson, Grady Booch, and James Rumbaugh. *The Unified Modeling Language. Reference Manual*. Addison Wesley, 1999.
66. Ivar Jacobson, Grady Booch, and James Rumbaugh. *The Unified Software Development Process*. Addison Wesley, 1999.
67. Ivar Jacobson, Magnus Christerson, Patrik Jonsson, and Gunnar Overgaard. *Object-Oriented Software Engineering: A Use Case Driven Approach*. Addison Wesley, Wokingham, England, 1992.
68. Erica Jen. A periodicity in one-dimensional cellular automata. *Physica D*, 45:3–18, 1990.
69. J.Ferber. *Multi-agent Systems*. Addison Wesley, 1999.
70. Donald W. Jones and Robert V. O'Neill. A Two-Sector Model of Land Use and Deforestation Funding Urban Development with a Tax on Urban and Rural Employment. In Robert H. Gardner, editor, *Predicting Spatial Effects in Ecological Systems*, volume 23 of *Lectures on Mathematics in the Life Sciences*, pages 57–74. American Mathematical Society, 1993.
71. Kendall Preston Jr. and Michael J. B. Duff. *Modern Cellular Automata*. Plenum Press, New York, 1984.
72. Timothy H. Keitt, Luis A. N. Amaral, Sergey V. Buldyrev, and H. Eugene Stanley. Scaling in the growth of geographically subdivided populations: invariant patterns from a continent-wide biological survey. *Phil. Trans. R. Soc. Lond. B*, 357:627–633, 2002.
73. Timothy H. Keitt, Ottar N. Bjornstad, Philip M. Dixon, and Steve Citron-Pousty. Accounting for spatial pattern when modeling organism-environment interactions. *ECOGRAPHY*, 616:616–625, 2002.
74. J. Kiper, E. Howard, and Ch. Ames. Criteria for evaluation of visual programming languages. *Journal of Visual Languages and Computing*, 8(2), 1997.
75. Per Kroll, Philippe Kruchten, and Grady Booch. *The Rational Unified Process Made Easy: A Practitioner's Guide to Rational Unified Process*. Addison Wesley, 2003.
76. Philippe Kruchten. The 4+1 view of architecture. *IEEE Software*, pages 45–50, November 1995.
77. Philippe Kruchten. *The Rational Unified Process, An Introduction*. Addison Wesley, 2000.
78. C. Langton. *Artificial Life*. Addison Wesley, 1988.
79. E. Laszlo and H. Margenau. The emergence of integrative concepts in contemporary science. *Philosophy of Science*, 39(2), 1972.
80. V. R. Lesser and D. D. Corkill. The Distributed vehicle monitoring testbed: A tool for investigating distributed problem-solving networks. *AI Magazine*, 4(3):15–33, 1983.
81. R. Levins. Some demographic and genetic consequences of environmental heterogeneity for biological control. *Bulletin of the Entomological Society of America*, 15:237–240, 1969.
82. Raymond E. Lindeman. Trophic-dynamic aspect of ecology. *Ecology*, 23:399–418, 1942.
83. Alfred Lotka. *Elements of Physical Biology*. Baltimore: Williams and Wilkins, 1925.
84. T. R. Malthus. *An Essay on the Principle of Population*. J. Johnson, London, 1798.
85. E. J. Maly. A laboratory study of the interaction between the predatory rotifer asplancha and paramecium. *Ecology*, 50:59–73, 1969.
86. R. Margalef. *Perspectives In Ecological Theory*. University of Chicago Press, 1968.
87. Norman Margolus. CAM-8: a computer architecture based on cellular automata. In A. Lawniczak and R. Kapral, editors, *Pattern Formation and Lattice-Gas Automata*, 1993.
88. Edward McCauley, William G. Wilson, and Andre M. Roos. Dynamics of age-structured and spatially structured predator-prey interactions individual-based models and population-level formulations. *The American Naturalist*, 142(3):412–442, September 1993.
89. W. S. McCulloch and W. Pitts. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5:115–133, 1943.
90. Harold V. McIntosh. *Linear Cellular Automata*. Universidad Autónoma de Puebla, Mayo de 1987, Revisado en Agosto de 1990. <http://delta.cs.cinvestav.mx/~mcintosh/oldweb/pautomata.html>.
91. Harold V. McIntosh. *The CAM/PC exerciser CAMEX*. Universidad Autónoma de Puebla, 1992. <http://delta.cs.cinvestav.mx/~mcintosh/oldweb/software.html>.
92. Harold V. McIntosh. Rule 110 as it relates to the presence of gliders. *Disponibile en: http://delta.cs.cinvestav.mx/~mcintosh/newweb/papers.html*", 1999.
93. Harold V. McIntosh and Gerardo Cisneros. The programming languages rec and convert. *SIGPLAN Notices*, 25(7):81–94, 1990.
94. Bertrand Meyer. *Object Oriented Software Construction*. Prentice Hall, 1997.

95. Adriana Hernández Montoya. Lida/rec lenguaje visual para bases de datos. Master's thesis, CINVESTAV-IPN, 2005.
96. Claudia Neuhauser. Mathematical challenges in spatial ecology. *Notices of the AMS*, 48(11):1304–1314, December 2001.
97. Claudia Neuhauser. Mathematical Challenges in Spatial Ecology. *Notices of the AMS*, 48(11):1304–1314, December 2001.
98. H. Nishio and Y. Kobuchi. Fault tolerant cellular spaces. *J. Comput. Syst. Sci.*, 11:150–170, 1975.
99. Scott L. Nuismer, John N. Thompson, and Richard Gomulkiewicz. Gene flow and geographically structured coevolution. *Proc. R. Soc. Lond. B*, 266:605–609, 1999.
100. E. P. Odum. *Fundamentals of Ecology*. Philadelphia: W. B. Saunders, 1971.
101. H. T. Odum. *Environment, Power and Society*. Wiley Interscience, New York, 1971.
102. Howard T. Odum and Elisabeth C. Odum. *Modeling for all Scales*. Academic Press, 2000.
103. N. H. Packard and S. Wolfram. Two-dimensional cellular automata. *J. Statist. Phys.*, 38:901–946, 1985.
104. S. T. A. Pickett, M. L. Cadenasso, J. M. Grove, C. H. Nilon, R. V. Pouyat, and W. C. Zipperer. URBAN ECOLOGICAL SYSTEMS: Linking Terrestrial Ecological, Physical, and Socioeconomic Components of Metropolitan Areas. *Annu. Rev. Ecol. Syst.*, 32:127–157, October 2001.
105. Roy E. Plotnick and Robert H. Gardner. Lattices and Landscapes. In Robert H. Gardner, editor, *Predicting Spatial Effects in Ecological Systems*, volume 23 of *Lectures on Mathematics in the Life Sciences*, pages 129–157. American Mathematical Society, 1993.
106. P. Prusinkiewicz and A. Lindenmayer. *The algorithmic beauty of plants*. Springer Verlag, New York, 1990.
107. Leslie A. Real and H. Brown. *Foundations of Ecology*. University of Chicago Press, 1991.
108. M. P. Rosenzweig and R. H. MacArthur. Graphic representation and stability conditions of predator-prey interaction. *American Naturalist*, 97:209–223, 1969.
109. Joan Roughgarden. *Primer of Ecological Theory*. Prentice Hall, 1997.
110. James Rumbaugh, Michael Blaha, William Premerlani, Frederick Eddy, and William Lorenson. *Object-Oriented Modeling and Design*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, N. J., 1991.
111. G. W. Salt. A comment on the use of the term emergent properties. *Am. Nat.*, 113:145–148, 1979.
112. S.D.G. Swarm Development Group. Webpage <http://www.swarm.org>.
113. Rukman Senanayake. Ecological simulations. <http://jsu.rudyrucker.com/~.senanayake/paper/>.
114. R. G. Smith. The contract net protocol: High-level communication and control distributed problem. *IEEE Trans. on Computers*, 29(12):1104–1113, 1980.
115. Sorin Solomon, Gerard Weisbuch, Lucilla de Arcangelis, Naeem Jan, and Dietrich Stauffer. Social Percolation Models. *Physica A*, 23, 2000.
116. L. Steels. Cooperation between distributed agents through self-organization. In Y. Demazeau and J. P. Muller, editors, *Decentralized AI*, 1989.
117. D. Tilman and P. Kareiva. *Spatial ecology*. Princeton University Press, 1997.
118. Tommaso Toffoli and Norman Margolus. *Cellular Automata Machines: A New Environment for Modeling*. MIT Press Series in Scientific Computation, 1987.
119. Paul M. Torrens and D. O'Sullivan. Cellular automata and urban simulation: where do we go from here. *Environment and Planning B*, 28:163–168, 2001.
120. Dean Urban and Timothy Keitt. Landscape connectivity: a graph-theoretic perspective. *Ecology*, 82(5):1205–1218, 2001.
121. F. J. Varela and P. Bourguine. *Toward a Practice of Autonomous Systems*. MIT Press, 1992.
122. Sergio Víctor Chapa Vergara. *Programación Automática a partir de descriptores de Flujo de Información*. PhD thesis, CINVESTAV-IPN, 1991.
123. P. F. Verhulst. Notice sur la loi que la population suit dans son accroissement. *Corr. Math. Phys.*, 10:113–121, 1838.
124. Vito Volterra. Variazioni e fluttuazioni del numero d'individui in specie animale conviventi. *Memorie della Reale Accademia Nazionale dei Lincei*, 6(2):31–113, 1926.
125. John von Neumann. Probabilistic logics and the synthesis of reliable organisms from unreliable components, 1963.
126. John von Neumann. *Theory of self-reproducing cellular automata*. University of Illinois Press, 1966.

127. K. E. F. Watt. *Ecology and Resource Management*. McGraw Hill, 1968.
128. S. W. Wilson. Knowledge growth in an artificial animal. In *First International Conference on Genetic Algorithms and their Applications*, pages 16–23, Pittsburgh, Carnegie Mellon University, 1991.
129. William G. Wilson. Lotka's game in predator-prey theory: Linking populations to individuals. *Theoretical Population Biology*, 50:368–393, 1996.
130. Rebecca Wirfs-Brock, Brian Wilkerson, and Lauren Wiener. *Designing Object-Oriented Software*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, N. J., 1990.
131. Stephen Wolfram. *Theory and Applications of Cellular Automata*. World Scientific, 1986.
132. Stephen Wolfram. *Cellular Automata and Complexity*. Addison Wesley, 1994.
133. Stephen Wolfram. *A new kind of science*. Wolfram media, incorporated, 2002.
134. E. A. Birge y Chauncy Juday. Hydrography and morphometry of some northeastern wisconsin lakes. In *The State of Wisconsin Collection*. University of Wisconsin, 1941.
135. René Rodríguez Zamora and Sergio V. Chapa Vergara. Plataformas computacionales para la simulación de sistemas ecológicos. In CINVESTAV-IPN, editor, *IX Conferencia de Ingeniería Eléctrica*, pages 562–571, D.F., México, September 2003.
136. René Rodríguez Zamora and Sergio V. Chapa Vergara. Cellular automata and multi-agent systems to simulate predator-prey interactions. In *Proceedings of The Fifth European Conference on Ecological Modelling*. Institute of Physicochemical and Biological Problems in Soil Science, 2005.