

AGENTES INTELIGENTES Y DINÁMICA DE SISTEMAS:
CONSIDERACIONES PARA SU INTEGRACIÓN EN EL MODELADO Y LA SIMULACIÓN
EN INFORMÁTICA EDUCATIVA

Martha Lucía Orellana Hernández

Proyecto de Grado para optar al título de
Magíster en Ciencias Computacionales

Director:
RICARDO SOTAQUIRÁ
Ph. D. en Ciencias Aplicadas

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BUCARAMANGA
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE ESTUDIOS SUPERIORES DE MONTERREY
BUCARAMANGA, SANTANDER
2007

RESUMEN

El entendimiento de los sistemas complejos, incluyendo tanto su estructura como su comportamiento en el tiempo, es necesario para abordar apropiadamente la solución de problemas del mundo real, caracterizado por su creciente nivel de complejidad. Ante esta necesidad, los ambientes de aprendizaje interactivos, o micromundos basados en el computador, se presentan como una herramienta de apoyo que, utilizando modelos y simulaciones, permita el ejercicio de nuestros modelos mentales y el mejoramiento de la toma de decisiones ante la naturaleza compleja y en ocasiones contra-intuitiva de estos sistemas. Mientras la comunidad en SD ya ha venido trabajando en estos ambientes de aprendizaje, la incursión de AB en el campo del modelado y la simulación es más reciente y lo son también sus trabajos en el campo del aprendizaje. Este trabajo pretende explorar el aporte que podría tener la integración de los dos paradigmas, SD y AB, en un ambiente de aprendizaje interactivo, utilizando como caso de estudio un micromundo orientado al entendimiento de los sistemas complejos.

Palabras claves: Dinámica de Sistemas, Modelado y Simulación basados en agentes, informática educativa, micromundos.

CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCIÓN	9
1. MARCO TEÓRICO	11
1.1 MODELADO Y SIMULACIÓN	11
1.1.1 Modelos	11
1.1.2 Simulaciones	11
1.1.3 Sistemas Complejos	12
1.1.4 Pensamiento Sistémico	13
1.2 DOS PARADIGMAS DE MODELADO	14
1.2.1 Dinámica de Sistemas (System Dynamics: SD)	14
1.2.2 Basado en Agentes (Agent Based: AB)	16
1.3 AMBIENTES DE APRENDIZAJE INTERACTIVOS	20
1.3.1 Teorías del aprendizaje	20
1.3.2 Micromundos	22
2. ESTADO DEL ARTE	24
2.1 SD VERSUS AB	24
2.1.1 Estudios conjuntos de SD y AB	24
2.1.2 Resumen de características de los dos paradigmas	27
2.1.3 Herramientas software	28
2.2 AB, SD, Y EL APRENDIZAJE	31
2.2.1 Elementos de un ambiente de aprendizaje interactivo	31
2.2.2 SD y el aprendizaje	34

2.2.3 AB y el aprendizaje	39
3. REDISEÑO DE UN MICROMUNDO APLICANDO LA INTEGRACIÓN DE LOS DOS PARADIGMAS: SD Y AB	46
3.1 CONSIDERACIONES	46
3.2 HIPÓTESIS	53
3.3 CASO DE ESTUDIO	53
3.4 MODELADO Y SIMULACIÓN	54
3.5 MICROMUNDO	69
3.6 VALIDACIÓN	72
4. ANÁLISIS DE RESULTADOS	74
5. CONCLUSIONES	84
6. TRABAJOS FUTUROS Y RECOMENDACIONES	86
BIBLIOGRAFÍA	87
ANEXOS	

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1. Modelo de la Población, en SD	15
Figura 2. Vista de un Sistema Multiagente	18
Figura 3. Elementos de un Ambiente de Aprendizaje Interactivo	32
Figura 4. El aprendizaje: Proceso de realimentación de doble ciclo	35
Figura 5. Interfaz del Juego de la Cerveza o Beergame	38
Figura 6. Interfaz del Juego B&B Enterprises	39
Figura 7. Interfaz del Modelo Bug Hunt Camouflage	42
Figura 8. Interfaz del Modelo Cooperation	43
Figura 9. Interfaz del Modelo y Juego de Roles SHADOC	45
Figura 10. Caso de Estudio. Propuesta de Integración SD y AB	54
Figura 11. Submodelo en SD	55
Figura 12. Ciclos de Realimentación en el Submodelo en SD	56
Figura 13. Densidad vs. Captura por Barco Mar Adentro	57
Figura 14. Densidad vs. Captura por Barco Costa	57
Figura 15. Índice de Sobre población versus Tasa de Mortalidad Mar Adentro	57
Figura 16. La Implementación y la interacción entre los subsistemas físico y de agentes	60
Figura 17. Interfaz gráfica de Netlogo para la creación de modelos en SD	61
Figura 18. Código fuente asociado con el modelo en SD	62
Figura 19. Código fuente asociado con el modelo en AB	62
Figura 20. Enfoque Cliente/Servidor. Ventanas para el líder del juego	68
Figura 21. Enfoque Cliente/Servidor. Conexión de un equipo cliente	69
Figura 22. Micromundo rediseñado integrando SD y AB. Interfaz Servidor	70

Figura 23. Micromundo rediseñado integrando SD y AB. Interfaz Cliente	71
Figura 24. Diagrama Diagnóstico. Estudiante W del Grupo 1	81
Figura 25. Diagrama Final. Estudiante W del Grupo 1	81
Figura 26. Diagrama Diagnóstico. Estudiante X del Grupo 1	81
Figura 27. Diagrama Final. Estudiante X del Grupo 1	81
Figura 28. Diagrama Diagnóstico. Estudiante Y del Grupo 2	82
Figura 29. Diagrama Final. Estudiante Y del Grupo 2	82
Figura 30. Diagrama Diagnóstico. Estudiante Z del Grupo 2	82
Figura 31. Diagrama Final. Estudiante Z del Grupo 2	82

LISTA DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1. SD versus AB. Resumen de Características	27
Tabla 2. SD ó AB, y el conocimiento que se tiene del fenómeno a modelar	47
Tabla 3. SD ó AB, y lo que se espera del modelo	49
Tabla 4. SD, AB, y sus ventajas desde el punto de vista del aprendizaje, el modelado y la simulación	50
Tabla 5. Resultados del Taller de Validación	74
Tabla 6. Análisis de Varianza aplicado a los resultados del Taller	75
Tabla 7. Análisis de Correlación aplicado a los resultados del Taller. Grupo1	77
Tabla 8. Análisis de Correlación aplicado a los resultados del Taller. Grupo2	79

LISTA DE ANEXOS

Anexo A. Análisis y Diseño del sistema multiagente, siguiendo la metodología GAIA

Anexo B. Prueba Diagnóstica

Anexo C. Diagrama Causal del Modelo

Anexo D. Cuestionario Final

Anexo E. Manual de Instalación

Anexo F. CD (instaladores, aplicación servidor y aplicación cliente)

INTRODUCCIÓN

El uso de modelos y simulaciones se ha incrementado en los últimos años, gracias a los avances tecnológicos en el campo computacional, permitiendo, en forma rápida y a un bajo costo, experimentar sobre modelos construidos a partir de la abstracción de componentes y comportamientos (reales o asumidos) de fenómenos reales, ya sea para mejorar su entendimiento, o para predecir su comportamiento en el tiempo y ajustar políticas que lleven al mejoramiento de esos fenómenos.

Se han desarrollado varias técnicas de modelado y simulación, entre las cuales están las dos que serán consideradas en este trabajo: Dinámica de Sistemas (System Dynamics : SD) y basada en Agentes (Agent Based: AB). Alrededor de cada una de estas técnicas han surgido comunidades internacionales, que desde sus inicios han seguido caminos separados. Sin embargo, principalmente en los últimos seis años, investigadores de estas comunidades han estado estudiando las potencialidades de integración de estas dos técnicas: SD y AB.

Las diferentes técnicas de modelado tienen sus características propias, que pueden determinar el tipo de sistemas a los que están orientadas. Pero en el mundo real encontramos sistemas complejos, que pueden tener elementos interdependientes de diferente naturaleza. Para estos sistemas existe la hipótesis de que se podría lograr un modelo más completo si se integraran eficientemente diferentes técnicas de modelado.

En la revisión del estado del arte se encuentran trabajos sobre el tema de la integración, pero principalmente en el dominio de las organizaciones y de las ciencias naturales y sociales. Este trabajo de investigación pretende abordar el tema de la integración en un nuevo dominio: la informática educativa, orientada al entendimiento de los sistemas complejos.

En el capítulo 1, marco teórico, se presentan los dos paradigmas de modelado y simulación, sus elementos y arquitectura, y su perspectiva de los sistemas complejos. Se contempla también el tema de los micromundos y las teorías de aprendizaje que pueden confluir en su diseño.

En el capítulo 2, sobre el estado del arte, se exponen los resultados de trabajos de investigación que abordan conjuntamente los dos paradigmas, algunos de ellos orientados a su comparación, y otros a explorar sus posibilidades de integración. Con base en este estudio se presenta un resumen comparativo de los dos paradigmas, considerando las principales características de cada uno, y se presenta también una lista de herramientas software para modelado y simulación tanto de cada paradigma como orientadas a la integración. Adicionalmente, y con base en las teorías de aprendizaje presentadas en el capítulo 1 y en los trabajos de diferentes autores, se sugiere un marco de elementos constitutivos de un ambiente de aprendizaje interactivo, y se muestra cómo el aprendizaje es visto desde la perspectiva de cada uno de los dos paradigmas, incluyendo ejemplos de micromundos desarrollados por investigadores en cada una de las dos comunidades.

En el capítulo 3, rediseño de un micromundo aplicando la integración de los dos paradigmas: SD y AB, partiendo de las características expuestas de cada uno de los dos paradigmas y de los elementos constitutivos de un ambiente de aprendizaje interactivo, se presenta un conjunto de consideraciones para el diseño de un micromundo que combine SD y AB, y se aborda el rediseño de un micromundo utilizado como caso de estudio, para explorar las potencialidades de integración en el modelado y la simulación de un ambiente de aprendizaje interactivo orientado al entendimiento de los sistemas complejos, y se describen los pasos seguidos en un ejercicio de validación realizado con la participación de estudiantes de la Universidad.

En el capítulo 4, análisis de resultados, se describen los resultados obtenidos en el taller de validación.

Finalmente, en los capítulos 5 y 6, se presentan las conclusiones, y trabajos futuros y recomendaciones, respectivamente.

1. MARCO TEÓRICO

1.1 MODELADO Y SIMULACIÓN

1.1.1 Modelos. Un modelo es una representación simplificada de un sistema, generalmente del mundo real, y tiene una estructura conformada por los elementos que caracterizan esa realidad y sus interrelaciones.

Las imágenes mentales de los individuos en relación con su entorno, son modelos. Al decidir entre varias alternativas, las personas utilizan estos modelos y eligen una alternativa con base en el efecto que creen que esta puede tener. Pero estos modelos mentales¹ son subjetivos, incompletos, imprecisos, y variables, por lo cual no son eficaces para la toma de decisiones. Las técnicas de modelado formalizan el proceso de construcción de modelos, utilizando un lenguaje formal para expresar las imágenes mentales.

Una decisión importante en la construcción de un modelo, es qué debe ser incluido en el modelo y qué no, es decir, el nivel de descripción requerido, el cual está determinado por el propósito del modelo². Si el propósito es predicción, se requiere un alto nivel de detalle y precisión; mientras, si el propósito es entendimiento, la abstracción y simplicidad priman sobre el detalle y la precisión (Gilbert & Troitzsch, 2005).

1.1.2 Simulaciones. La mejor forma de ver cómo se comporta un modelo es ejecutando una simulación. Aunque un modelo es una construcción humana, la mente humana no percibe fácilmente el comportamiento de un modelo en el tiempo, especialmente cuando el modelo comprende un alto número de componentes e interacciones. La solución: la simulación computacional. Un modelo de simulación puede ser ejecutado varias veces, partiendo de un conjunto de condiciones iniciales, que pueden ser modificadas cada vez (escenario), y estudiando los efectos de estas variaciones. Aunque pareciera confundirse con la experimentación, su principal diferencia radica en que en la simulación se experimenta con el modelo y no directamente con el fenómeno (Gilbert & Troitzsch, 2005; Forrester, 1961).

Entre los principales propósitos de las simulaciones, además del entrenamiento y el entretenimiento, están: a) mejorar el entendimiento sobre un sistema, y b) predecir el comportamiento de un sistema bajo condiciones específicas.

Cuando el propósito es el entendimiento, la simulación puede permitir, además de mejorar el entendimiento sobre el comportamiento del sistema, el descubrimiento de nuevas relaciones y principios, y la formalización de teorías (Gilbert & Troitzsch, 2005).

¹ En SD, los mapas causales que implícitamente manejamos sobre la forma en que operan los sistemas

² "The art of model building is knowing what to cut out, and the purpose of the model acts as the logical knife." - John Sterman, MIT Professor.

Cuando el propósito es la predicción, la simulación permite prever y corregir efectos negativos que pudieran ser ocasionados por acciones específicas, proporcionando así un enfoque proactivo para el manejo de los problemas.

1.1.3 Sistemas Complejos. Una definición de sistema complejo es la presentada por Mitchell (2006), en un artículo escrito conjuntamente con el Instituto Santa Fe: “un sistema complejo es una red de componentes relativamente simples, sin ningún control central, en el cual se presenta un comportamiento complejo emergente”. En donde la simplicidad se refiere a que el comportamiento individual de los componentes es simple con relación al comportamiento colectivo, y el comportamiento emergente se refiere a que el comportamiento global del sistema es un resultado de las acciones colectivas de los componentes simples. La complejidad del comportamiento global se caracteriza por el patrón que forma este comportamiento, por el procesamiento de información que conlleva, y por el grado en que estos dos elementos son adaptables en el sistema.

Una segunda definición, la presentada por Shalizi (2006), del Centro para el Estudio de Sistemas Complejos, de la Universidad de Michigan: “un sistema complejo es, aproximadamente, un sistema con muchas partes, cuyos comportamientos son altamente variables y fuertemente dependientes del comportamiento de las otras partes”.

Para el Centro para el Estudio de los Sistemas Complejos (CSCS), de la Universidad de Michigan, un fenómeno se considera un sistema complejo si tiene un número significativo de las siguientes características: basado en agentes, heterogéneo, dinámico, con realimentación, organización jerárquica de sus componentes, y comportamiento emergente.

Dada la dependencia e interacción de los componentes de un sistema complejo, el entendimiento de los factores que determinan el comportamiento individual de estos componentes, puede no ser suficiente para predecir el comportamiento de grupo. Un sistema complejo no puede ser totalmente entendido analizando sus componentes; es necesario considerar también las interacciones entre estos componentes. Es relevante aquí la no linealidad: los componentes del sistema se organizan en un todo que es mayor que la suma de sus partes, lo que dificulta la predicción de su comportamiento global y su representación en forma matemática. Son ejemplos de sistemas complejos, las organizaciones, las sociedades, los ecosistemas, entre otros.

El fenómeno emergente. Se le da este nombre al comportamiento colectivo que surge (con patrones coherentes) de las interacciones entre los individuos (tanto homogéneos como heterogéneos) de un grupo. Algunos ejemplos de este fenómeno son, el pánico colectivo que surge en un grupo de personas en una situación de riesgo, el sistema inmunológico y la congestión vehicular. Para Gilbert & Troitzsch (2005), un fenómeno es emergente, si para describirlo se requieren nuevas categorías, las cuales no son requeridas para describir el comportamiento de sus componentes; y mencionan como ejemplo la temperatura, la cual es una propiedad emergente de los átomos en movimiento; mientras un átomo no tiene temperatura, un grupo de átomos sí la tiene.

Los componentes individuales del sistema y el comportamiento emergente, pueden actuar en doble vía: los componentes dan lugar al comportamiento emergente, y este comportamiento puede, a su vez, influenciar el comportamiento individual de los

componentes. Es el caso de los mercados de acciones, cuya estructura surge de las interacciones entre vendedores y compradores, y su comportamiento global puede afectar los comportamientos individuales de quienes participan en él. Gilbert & Troitzsch (2005), presentan como ejemplo de esta acción en doble vía, el campo de las ciencias sociales, en el cual los agentes tienen la habilidad de razonamiento, lo que les permite reconocer y reaccionar ante el fenómeno emergente: la organización, institución o sociedad.

El fenómeno emergente generalmente exhibe patrones persistentes, aunque puede presentar cambios en sus componentes individuales (Odell, 2002). Es el caso de las bandadas de aves o la congestión vehicular, cuyo comportamiento se mantiene aunque haya modificaciones en sus componentes.

Las estructuras emergentes pueden convertirse en componentes de estructuras emergentes más complejas, formando así jerarquías de estructuras emergentes. Esta es una característica de escalabilidad muy común en los sistemas vivos. De acuerdo con la teoría general de sistemas, los seres vivos en general, son sistemas conformados por diversos subsistemas que pueden ser ordenados jerárquicamente desde los más simples hasta los más complejos: las partículas subatómicas forman átomos, los átomos se agrupan para formar moléculas en forma sólida, líquida y gaseosa, las moléculas pueden organizarse y formar organelas, las cuales pueden agruparse y formar células, y siguiendo estas agrupaciones se llega a tejidos, órganos, aparatos o sistemas.

1.1.4 Pensamiento Sistémico. Una característica de los sistemas complejos, es la imposibilidad de ejecutar acciones aisladas que afecten en forma puntual sólo una parte del sistema, pues una acción en una de sus partes, termina repercutiendo en otras partes, dadas las conexiones existentes, aunque no sea en un tiempo cercano. De ahí que una corriente de filósofos, científicos y gurúes de la administración, planteen la necesidad de que las personas desarrollen un *pensamiento sistémico* que les facilite tener una visión holística del mundo y les permita rediseñar sus reglas de decisión de acuerdo con esta visión (Sterman, 1994).

Aplicado a la educación, el pensamiento sistémico ayuda a preparar al estudiante para enfrentarse a los fenómenos dinámicos complejos que se dan en el mundo real, en donde, a diferencia de un fenómeno simple de relación directa causa-efecto, las causas pueden originarse muy lejos (en el tiempo) de los síntomas que producen y pueden surgir en una parte diferente y muy lejos (en el espacio) de donde aparecen los síntomas en el fenómeno.

Los cambios pequeños pueden producir resultados grandes, pero las zonas de mayor apalancamiento a menudo, son las menos obvias. El pensamiento sistémico enseña que los actos pequeños y bien focalizados, a veces producen mejoras significativas y duraderas, si se realizan en el sitio apropiado. No hay reglas sencillas para efectuar cambios de alto apalancamiento, pero hay modos de pensar que lo facilitan. Un punto de partida consiste en aprender a ver estructuras subyacentes en vez de hechos. (Senge, 1994).

1.2 DOS PARADIGMAS³ DE MODELADO

En el campo del modelado y la simulación computacional orientada al estudio de sistemas no lineales, se destacan dos escuelas de modelado: Dinámica de Sistemas y Basada en Agentes.

1.2.1 Dinámica de Sistemas (System Dynamics: SD). Desarrollada por Jay W. Forrester en los años 50, inicialmente con el nombre de Dinámica Industrial (Forrester, 1961), surgió del trabajo previo en sistemas de control de realimentación y fue aplicada inicialmente en modelos organizacionales. Después de 1950, se empezó a aplicar la teoría de la realimentación en otro tipo de procesos, como los biológicos, ambientales, y sociales, y al ampliar su campo de aplicación se cambió su denominación a Dinámica de Sistemas.

La Dinámica de Sistemas estudia cómo la estructura de realimentación de un sistema produce su comportamiento dinámico. Un proceso de realimentación existe cuando una acción afecta la condición de un sistema y esa condición modificada afecta una acción futura.

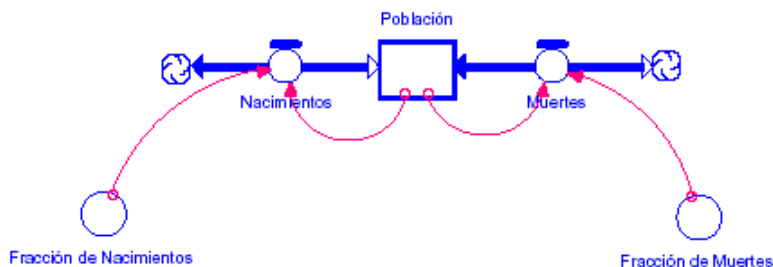
En SD, los ciclos de realimentación son los elementos estructurales primarios de los sistemas, y pueden ser de tipo positivo o negativo. La realimentación positiva ocurre cuando un cambio que se propaga en un sistema produce más cambio en la misma dirección. El comportamiento de un ciclo de realimentación positiva tiene un crecimiento exponencial: procesos de crecimiento. La realimentación negativa ocurre cuando un cambio en el sistema produce cada vez menos cambio en el mismo sentido, hasta que se llega a un objetivo. Cuanto más cercano está el sistema a su objetivo, más pequeña es la tasa de cambio, hasta que el objetivo es alcanzado. Los sistemas de realimentación negativa tienen un comportamiento asintótico: procesos estabilizadores.

La estructura del fenómeno o sistema a ser modelado se representa a partir de niveles y flujos. Los niveles son acumulaciones dentro del sistema, resultantes de la diferencia acumulada entre los flujos de entrada y los de salida; son las integrales de tiempo de las tasas de flujo; acumulan los resultados de acciones tomadas en el pasado y determinan la futura evolución del sistema. Las tasas de flujo definen los flujos presentes, instantáneos, entre los niveles del sistema. Las tasas corresponden a la actividad, mientras que los niveles miden el estado resultante al cual la actividad ha llevado al sistema. (Forrester, 1961).

En la Figura 1, se muestra un modelo en SD. Está compuesto por un nivel: Población; un flujo de entrada: Nacimientos; un flujo de salida: Muertes; dos ciclos de realimentación: uno positivo (Nacimientos) y uno negativo (Muertes), en los que inciden la tasa de fertilidad (Fracción de Nacimientos) y la Tasa de Muertes (fracción de muertes), consideradas características de la población.

³ Cada disciplina de modelado depende de unas asunciones propias, que rara vez son examinadas por la comunidad de modelado, y esta es la razón por la que estas disciplinas son llamadas paradigmas. Los usuarios de estos paradigmas utilizan diferentes procedimientos y criterios para evaluar los resultados. (Shieritz & Milling, 2003 citando a Meadows & Robinson, 1985).

Figura 1. Modelo de la Población, en SD



La estructura del modelo dinámico conduce a un sistema de ecuaciones. Las ecuaciones indican cómo generar las condiciones del sistema para un nuevo momento en el tiempo, dadas las condiciones conocidas para un momento anterior. Los tipos básicos de ecuaciones son las de nivel (establecen el valor del nivel en el tiempo presente, como el valor del nivel en un tiempo previo más la diferencia entre las tasas de entrada y salida de flujo en el último lapso de tiempo) y las de tasa (decisiones; describen la forma en que los niveles controlan las tasas de flujo); adicionalmente, están también las ecuaciones auxiliares (permiten descomponer una ecuación de tasa, haciéndola menos compleja), suplementarias (definen las variables que no forman parte de la estructura del modelo, pero que permiten conocer otros valores de interés sobre su comportamiento) y de valor inicial (definen los valores iniciales de todos los niveles y de algunas tasas. Se evalúan solamente una vez: al iniciar el ciclo de computación de ecuaciones del modelo), que aunque no son fundamentales añaden claridad al sistema. En cada intervalo de tiempo, las ecuaciones de nivel se evalúan primero y los resultados obtenidos se utilizan en las ecuaciones de tasa. (Forrester, 1961).

Para Forrester (1961), el uso principal de un modelo dinámico es el de estudiar la influencia de las políticas sobre el comportamiento del sistema; influencia que se ve reflejada en la toma de decisiones a partir de las diferentes circunstancias que puedan surgir.

SD y los Sistemas Complejos. Desde el comienzo, SD ha hecho énfasis en el carácter no lineal, multiciclo y multiestado de los sistemas de realimentación en los que vivimos. (Forrester, 1961 citado en Sterman, 1994).

La complejidad de estos sistemas es dinámica. Proviene de la interacción entre los componentes del sistema, y no de la complejidad propia de los componentes. Esta interacción se ve representada en ciclos de realimentación, que pueden reflejar tanto efectos previstos como no previstos de una toma de decisiones, y ser tanto positivos (autoreforzados), como negativos (autocorregidos, que convergen a un estado estable).

Sterman (1989), haciendo referencia a las dinámicas en una cadena de suministro, menciona que la interacción de decisiones individuales con la estructura de la organización simulada, genera dinámicas agregadas que sistemáticamente divergen de un comportamiento óptimo. Forrester (1968 citado en Schieritz, 2004) habla de la estructura jerárquica de los sistemas en SD, según la cual un modelo en SD está

compuesto de entidades en interacción que dan lugar a un comportamiento de nivel macro. Según esto, concluye Schieritz, en SD las interacciones de los ciclos de realimentación pueden dar lugar al fenómeno emergente⁴.

Los sistemas complejos están cambiando permanentemente, evolucionando, lo que dificulta analizar su comportamiento, pues un sistema en un tiempo t difiere del mismo sistema en un tiempo $t-1$. El carácter no lineal de su comportamiento, puede alterar los ciclos de realimentación en la medida en que el sistema evoluciona.

La existencia de varios ciclos de realimentación impide mantener constantes algunas partes del sistema para estudiar los efectos de una variable en forma aislada; usualmente se da el cambio de varias variables en forma simultánea.

Una característica importante de los sistemas complejos, son las demoras: diferencias en tiempo entre la toma de una decisión y sus efectos en el sistema, y que usualmente ocasiona que quien tome las decisiones intente corregir las diferencias entre el estado deseado y el estado actual del sistema, creando así inestabilidad en el sistema.

De acuerdo con Sterman (2002), desde SD, realimentaciones, no linealidades, demoras y múltiples consecuencias, son elementos que caracterizan a los sistemas complejos, y para entender estos sistemas se requiere un excelente manejo de estos conceptos. Las investigaciones han mostrado que estos conceptos son contra-intuitivos, pero pueden ser enseñados y aprendidos, dice Sterman, para lo cual es necesario el uso de modelos formales y simulaciones que prueben nuestros modelos mentales y desarrollen nuestra intuición sobre estos sistemas.

1.2.2 Basado en Agentes (Agent Based: AB). La historia del modelado basado en agentes se remonta a los años 40, cuando el matemático John von Neumann sugirió una máquina capaz de reproducirse que fue diseñada como un grupo de celdas en una red o malla: dispositivo que más tarde se llamó autómatas celulares y a partir del cual se creó el concepto de que la vida puede existir como información, lo que dio lugar a una serie de investigaciones como la de John Horton Conway, que creó un juego en donde la vida sucede en un tablero de ajedrez, y cada uno de sus cuadros o celdas tiene estados y comportamientos que obedecen a un conjunto de reglas determinadas. A la programación de este juego en computador, se le conoce como la primera aplicación de computador para crear vida artificial. (Center on Social and Economic Dynamics, CSED).

El juego de Conway era un juego con reglas simples, pero con implicaciones complejas, que llevó a otros a preguntarse: “¿Si esa dinámica compleja fue el resultado de esas reglas simples, no podría ser el comportamiento del mundo, resultado también de unas reglas simples?” De allí surgió el uso de vida artificial para crear modelos AB con un enfoque bottom-up, es decir, desde lo particular a lo general.

¿Qué es un Agente? Aunque aún no se tiene una definición universalmente aceptada sobre el término agente, Wooldridge & Jennings (1995 citado en Wooldridge, 2002) adoptan la siguiente: “Un agente es un sistema computacional que está situado en algún

⁴ Y presenta como ejemplo el modelo, en SD, del Lorentz Attractor, relacionado con el “efecto mariposa” (que, sobre el caos, dice que el aleteo de las mariposas en Brasil puede ocasionar un tornado en Texas).

ambiente, y que es capaz de actuar en forma autónoma en ese ambiente con el fin de lograr los objetivos para los cuales fue diseñado”.

Para Wooldridge & Jennings, las siguientes son las características esperadas en los agentes inteligentes:

Autonomía. Capacidad de tomar decisiones en forma independiente, teniendo control de su estado interno y de sus acciones.

Reactividad. Capacidad de percibir su ambiente y responder oportunamente a los cambios que ocurren en él.

Proactividad. Capacidad de tomar la iniciativa, y no sólo actuar en respuesta al ambiente.

Habilidad Social. Capacidad de interactuar con otros agentes (y posiblemente humanos) para satisfacer sus objetivos. Negociación y Cooperación. Comunicaciones uno a uno, o uno a muchos, que pueden modificar el comportamiento de un agente.

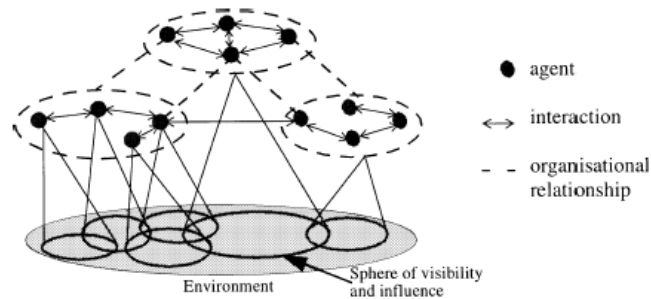
Sistemas multiagentes. Un sistema multiagente (Jennings, Sycara & Wooldridge, 1998), puede ser definido como una red de solucionadores de problemas trabajando juntos para resolver problemas que van más allá de las capacidades o el conocimiento individual de cada solucionador. Estos solucionadores (agentes) son autónomos y pueden ser heterogéneos en naturaleza. Las características de un MAS son:

- Cada agente tiene información o capacidades incompletas para resolver un problema; así cada agente tiene un punto de vista limitado.
- No existe un control global del sistema.
- Los datos son descentralizados
- La computación es asíncrona

Para interactuar satisfactoriamente, estos agentes requerirán la habilidad de cooperar, coordinar y negociar entre ellos, en general de la misma forma en que nosotros cooperamos, coordinamos, y negociamos con otras personas en nuestra vida diaria. (Wooldridge, 2002).

El sistema multiagente de la Figura 2. contiene un número de agentes, los cuales interactúan mutuamente a través de comunicación. Los agentes son capaces de actuar en un ambiente; diferentes agentes tienen diferentes “esferas de influencia” , en el sentido que tendrán control sobre – o al menos serán capaces de influenciar – diferentes partes del ambiente. Estas esferas pueden coincidir en algunos casos. El hecho de que estas esferas puedan coincidir puede dar origen a relaciones de dependencia entre los agentes. (...) Finalmente, estarán normalmente unidos por otras relaciones. Ejemplos de esto podrían ser relaciones de poder, en donde un agente es el jefe de otro. (Wooldridge, 2002).

Figura 2. Vista de un Sistema Multiagente⁵



Modelado y Simulación basados en Agentes. Los agentes suelen ser utilizados para representar organismos individuales (vivos o no, y reales o inexistentes) o colectivos (como organizaciones o sus dependencias). Un modelo basado en agentes es un modelo computacional que representa agentes (con estados independientes y reglas de comportamiento individuales) y su comportamiento colectivo. Los agentes no tienen un conocimiento global del sistema, ni pueden anticipar las consecuencias de sus decisiones individuales en el sistema. Los agentes software y los sistemas multiagentes, generalmente no son modelos, pero su comportamiento podría ser modelado utilizando el paradigma AB.

Gilbert & Troitzsch (2005), en el diseño y simulación de un modelo multiagente implementado en NetLogo, logran una clara ilustración de las cuatro características de un agente propuestas por Wooldridge & Jennings. Se trata de un modelo en el que hay dos tipos de agentes: las tiendas y los compradores. Cada uno de los compradores tiene una lista de productos a comprar, y cada una de las tiendas se especializa en la venta de un solo producto. Tiendas y compradores son ubicados espacialmente en el ambiente, en forma aleatoria. El modelo se va desarrollando a partir de un diseño sencillo, que no contempla relaciones entre los agentes y en el cual los compradores se desplazan aleatoriamente entre las tiendas cercanas, en la búsqueda de tiendas que puedan proveer sus productos, hasta llegar a un modelo en el que 1) los agentes compradores tienen la capacidad de percibir el ambiente, de manera que, además de las tiendas cercanas que conoce, puede “ver” las tiendas que están en el vecindario y en su próxima acción tener en cuenta su ubicación y los productos que venden, al decidir su desplazamiento. Para que el agente comprador pueda recordar las coordenadas de la tienda y el producto que vende, debe agregar esta información a la ya existente en su memoria, evitando incluir información duplicada. 2) los agentes compradores tienen la capacidad de “hablar” con otros agentes, y compartir la información que conocen sobre las tiendas.

Como puede verse en el modelo final, los agentes controlan sus acciones y su estado interno (autonomía); perciben el ambiente y responden a él (reactividad); muestran un comportamiento orientado al objetivo (proactividad); y, por último, interactúan con otros agentes (habilidad social).

El software de agentes ha sido influenciado por la Inteligencia Artificial, y especialmente por el campo de la Inteligencia Artificial Distribuida, relacionada con el diseño y el estudio

⁵ (Jennings, 2000)

de propiedades de redes de agentes en interacción, lo que la hace aplicable a la simulación de sociedades humanas y, más recientemente, con el crecimiento de Internet, a tareas como búsqueda y selección de información en la Web, incluyendo en los agentes características de aprendizaje.

Arquitectura de un modelo computacional basado en agentes. Los siguientes son los elementos más representativos en una arquitectura AB (Gilbert & Troitzsch, 2005; Epstein & Axtell, 1996):

Sistema de Reglas. La mayoría de modelos multiagentes son construidos utilizando un sistema de reglas, uno de los cuales es el sistema de producción, que consiste en: un conjunto de reglas (a su vez conformadas por dos partes: la condición y la acción correspondiente), una memoria de trabajo y un intérprete de reglas. En este sistema no es necesario que el diseñador establezca de antemano el orden en que deberán ser ejecutadas las reglas; éste dependerá del estado del ambiente y de la memoria de trabajo. Lo que sí debe establecer el diseñador es lo que debe hacer el intérprete cuando se cumplan, simultáneamente, las condiciones de más de una regla.⁶

Orientación a objetos. Para la programación de los agentes se utiliza un lenguaje de programación orientado a objetos. Cada objeto tiene tanto estados internos (variables de instancia), como reglas de comportamiento (métodos). Los objetos son creados a partir de clases que contienen la composición del objeto. Las clases son organizadas en jerarquías, en las cuales las clases subordinadas heredan la composición de las clases superiores, información que puede ser modificada o complementada. Los agentes son generados creando instancias de las clases. Todos los agentes instanciados de una misma clase, pueden compartir las mismas reglas, pero los contenidos de sus memorias pueden ser diferentes.

El Ambiente. En todas las simulaciones los agentes son ubicados en un ambiente. Si los agentes presentan movilidad, el ambiente puede proporcionar un contexto espacial, ya sea en forma de una matriz de coordenadas o de una red de nodos. Adicionalmente, es a través del ambiente que se da la comunicación entre los agentes, los cuales envían mensajes al ambiente y “escuchan” mensajes provenientes del ambiente. ¿Y en qué forma se dará la participación de los agentes? Idealmente los agentes deberían operar en paralelo; sin embargo, si computacionalmente esta opción no está disponible, entonces el orden de operación también deberá ser simulado, y una de las alternativas es que sea asignado aleatoriamente. Desafortunadamente este orden de operación afecta la simulación; el que un mensaje sea recibido por un agente en un momento y no en otro, incide en la relevancia del mensaje para el agente que recibe y, en consecuencia, en la acción tomada por este agente. Una alternativa es utilizar el ambiente como almacenamiento intermedio de mensajes, de manera que en cada evento los mensajes de los agentes son reunidos y almacenados en el ambiente, y al comienzo del siguiente evento sean entregados.

⁶ Ejecutar sólo la primera regla, ejecutar todas las reglas que cumplieron la condición, ó utilizar un procedimiento para la resolución del conflicto.

Para Shalizi (2006), los componentes de un modelo basado en agentes son: una colección de agentes y sus estados⁷, las reglas que determinan sus interacciones, y el ambiente en el cual se sitúan.

AB y los Sistemas Complejos. Los modelos AB presentan una característica particular, en cuanto a su complejidad: mientras los comportamientos individuales de los agentes pueden ser programados con reglas simples, el comportamiento resultante de un grupo de agentes en interacción puede ser bastante complejo: el fenómeno emergente.

En el enfoque AB, las propiedades de los sistemas complejos son resultado de las interacciones entre los agentes. En la simulación, los sistemas modelados despliegan propiedades emergentes que no pueden ser inducidas por simple agregación de características de los agentes, ni deducidas a partir de las estructuras de los sistemas.

AB y las Ciencias Sociales. Uno de los propósitos del modelado y la simulación en el campo de las ciencias sociales es construir modelos que ayuden en la comprensión del funcionamiento de las sociedades humanas. Cuando los modelos AB se aplican a fenómenos sociales, logrando laboratorios para explorar estructuras sociales y comportamientos grupales, se habla de sociedades artificiales. Los agentes representan personas o grupos de personas, y las relaciones entre agentes representan procesos de interacción social. ¿Cómo puede la heterogeneidad de los comportamientos individuales, generar las reglas globales de la sociedad?, y, a su vez, ¿Cómo pueden las reglas globales afectar el comportamiento individual? Son algunas de las preguntas que se plantean los investigadores en este campo. Las ventajas de utilizar la simulación en esta área incluyen la necesidad de expresar las teorías en términos no ambiguos, la oportunidad de derivar las implicaciones de mecanismos sociales propuestos, y la posibilidad de realizar experimentos en las sociedades simuladas. Sin embargo, se debe tener cuidado con la analogía que pueda llegar a establecerse entre los resultados de la simulación y las sociedades humanas, pues los agentes no poseen muchas de las características de los humanos, y no se sabe hasta dónde estas diferencias puedan afectar el establecimiento de esas analogías, y, adicionalmente, lo que observamos en las sociedades humanas es sólo un resultado en un número desconocido de posibilidades. (Gilbert et al, 2006).

1.3 AMBIENTES DE APRENDIZAJE INTERACTIVOS⁸

1.3.1 Teorías del aprendizaje. Son muchas las teorías existentes, y una u otra pueden ser aplicadas en la construcción de una herramienta de apoyo al aprendizaje, dependiendo de las necesidades particulares en cada caso.

En el diseño de simulaciones orientadas al aprendizaje, por ejemplo, pueden confluír las siguientes teorías:

Desde el campo de la psicología cognitiva:

⁷ Computacionalmente, el agente se representaría como un objeto: estructuras de datos que tienen estados internos e interactúan con otros, por medio de paso de mensajes.

⁸ Entendidos aquí como micromundos basados en el computador.

La teoría de Jean Piaget, según la cual el desarrollo cognitivo se da como el resultado de formar nuevos esquemas⁹ y construir a partir de esquemas previos. De acuerdo con esta teoría, las estructuras cognitivas cambian a través de dos procesos de adaptación: asimilación y acomodación. En la asimilación se interpreta y asimila nueva información a partir de esquemas existentes; mientras en la acomodación, los esquemas existentes se modifican para poder incorporar nueva información que no se ajusta a esos esquemas, dándose así un cambio en la estructura cognitiva. Para Piaget, el conocimiento implica un proceso activo de construcción, de reinención por parte de la mente.

La teoría de Lev Vigotsky, que reconoce la influencia sociocultural en el desarrollo cognitivo, es decir, que éste se da en la relación con otros (*constructivismo social*);

Desde el campo de las teorías del aprendizaje:

La teoría del *aprendizaje significativo* de Ausubel, en la que el término “significativo” contrasta con el memorístico, y según la cual, el aprendizaje se logra gracias a un esfuerzo deliberado del estudiante por relacionar los nuevos conocimientos con sus conocimientos previos, y es producto de una implicación afectiva del estudiante, que quiere aprender lo que se le presenta, porque lo considera valioso. Cuando los significados son producto de aprendizajes significativos, no son borrables. Al final del proceso de asimilación de una nueva idea, o un nuevo significado, se tienen significados que son residuos de los significados originales y de los significados adicionales que fueron adicionados. Los significados son modificados; no sustituidos.

La teoría del *aprendizaje situado* de Lave (1988), que plantea el aprendizaje como una función de la actividad, el contexto y la cultura en los cuales ocurre (*comunidades de práctica*). Según esta teoría, el aprendizaje se da a través de una interacción social colaborativa y de la construcción social del conocimiento. La teoría hace énfasis en la necesidad de un contexto para que se dé el conocimiento.

La teoría del *construccionismo* de Papert, a partir de las nociones constructivistas de Piaget (que sugieren que el conocimiento es construido activamente en la mente del aprendiz, más que simplemente transmitido del profesor al estudiante), que plantea que hay más probabilidad de crear nuevas ideas cuando los aprendices se involucran activamente en la construcción de algún tipo de artefacto externo. Y que cuando esta construcción puede ser presentada, probada y discutida, y se comparte tanto el proceso de creación como el producto final, se refuerza el aprendizaje. Con el desarrollo del lenguaje de programación Logo, Papert propone un enfoque educativo para sustentar el uso de computadoras como apoyo al aprendizaje. Logo ofrece un medio para abordar un problema a través de la experimentación y la manipulación de operaciones y comandos, con una sintaxis análoga al lenguaje natural; las consecuencias de los errores cometidos se hacen evidentes en forma inmediata para el aprendiz, de manera que éste puede reorganizar su pensamiento y probar otra estrategia buscando alcanzar el objetivo.

Desde esta perspectiva construccionista, el aprendiz debe tener oportunidad de proyectar sus ideas sobre el medio que intenta comprender, recibir realimentación, y actuar en

⁹ Formas de ver el mundo. Representaciones mentales construidas por cada persona.

consecuencia. El aprendizaje es un proceso activo de construcción de significado, controlado en forma autónoma por el aprendiz, en donde el conocimiento se construye a través de la experiencia personal. Los errores son una oportunidad para la reflexión, incidiendo positivamente en el aprendizaje.

Que el conocimiento se construya a través de la experiencia personal, no implica que el aprendiz deba trabajar en forma aislada. De acuerdo con la teoría del *constructivismo social*, la interacción con otros favorece el aprendizaje. A partir de un nivel de desarrollo individual, se participa en interacciones sociales que dan lugar a nuevos estados individuales. La interacción social permite al aprendiz compartir diferentes perspectivas de un mismo problema o situación y, a través de la comunicación, coordinar esa diversidad de puntos de vista.

Y si el aprendiz va a elaborar interpretaciones a partir de su experiencia, el contexto juega un papel muy importante, al permitir capturar la complejidad de las situaciones reales y hacer que el aprendiz sitúe allí su conocimiento. Lo que deriva de la teoría del *aprendizaje situado*.

¿Y cómo lograr que el aprendiz esté motivado para que se dé el aprendizaje significativo, del que habla Ausubel? Una forma de lograrlo es orientando el proceso de aprendizaje a la solución de problemas del mundo real.

Sobre teorías de aprendizaje y de diseño instruccional que soporten el diseño de ambientes de aprendizaje interactivos, se tienen trabajos como los de Herrington & Oliver, 1995, Spector & Davidsen, 1998, Davidsen, Spector & Milrad, 1999, y Sawicka & Molkenthin, 2005.

1.3.2 Micromundos. Las simulaciones proporcionan un contexto interactivo y realista, en el cual el aprendiz puede explorar y experimentar, y cuyo propósito es la construcción más que la transmisión del conocimiento.

Pero la interactividad no es suficiente para que se dé el aprendizaje. Sobre la hipermedia (enlaces a texto, audio, imágenes y vídeo) por ejemplo, se sugiere que facilita la formación de las representaciones individuales del conocimiento, debido a que proporciona al usuario control completo para navegar por la información, siguiendo una secuencia de enlaces que tengan sentido para él (Rieber, 1994). Sin embargo, (Jonassen, 1992), el aprendizaje más significativo ocurre cuando el usuario es capaz de explicar el ambiente hipermedia con sus propias ideas y sus propios enlaces entre los conceptos, o desarrollar sus propias bases de datos de hipermedia.

Jonassen, Carr & Yueh (1998), mencionan la importancia de las herramientas visuales en el aprendizaje, dado que capturamos mucha más información a través de la modalidad visual que de cualquier otro sistema sensorial. Estas herramientas ayudan a las personas a representar y convertir imágenes mentales en aproximaciones de esas imágenes, con una ventaja sobre la visualización de la imagen en un texto estático y es que la herramienta puede permitir crear y manipular imágenes, apoyando así la construcción del conocimiento. De acuerdo con estos autores, la tecnología debería ser usada como una herramienta para la construcción del conocimiento, con la cual el usuario aprenda con ella y no de ella.

De igual forma, en las simulaciones de apoyo al aprendizaje se espera que estas permitan al usuario la construcción activa de conocimiento. Un ejemplo de estas simulaciones son los micromundos.

Sobre micromundos hay varios enfoques. Un primer enfoque es el de la concepción original del término micromundo acuñado por Papert, que hace referencia a un instrumento de fin abierto para la construcción y simulación de modelos, en el que los usuarios son libres de definir lo que deseen aprender, con objetos y elementos diseñados para contener propiedades fundamentales de un dominio conceptual. Un segundo enfoque, el adoptado en este trabajo, es el que corresponde a la definición clásica de micromundo en Dinámica de Sistemas, según la cual un micromundo es un modelo conceptual de un subconjunto de un dominio, (Hogle, 1995), que implementado en un juego de simulación o laboratorio de aprendizaje permite al usuario, a través del aprendizaje experimental, reconstruir sus modelos mentales a partir de las interpretaciones del comportamiento observado en el modelo. De acuerdo con Hogle, el micromundo proporciona una experiencia de aprendizaje útil que permite conectar nuevas ideas a las ya existentes, ofrece al aprendiz objetos con qué pensar, y promueve la solución de problemas a través de la autocorrección.

Para Jager (2000), las simulaciones proporcionan escenarios dinámicos e interactivos de problemas complejos que permiten observaciones detalladas y repetidas, y que los usuarios se enfrenten, en pocos minutos, a los efectos que en el largo plazo podrían tener sus decisiones en el mundo real, teniendo que manejar la carga emocional de sus errores y ajustar sus estrategias.

Para Galvis (1992), en una simulación, el alumno resuelve problemas, aprende procedimientos, llega a entender las características de los fenómenos y cómo controlarlos, o aprende qué acciones tomar en diferentes circunstancias. Lo esencial en las simulaciones y juegos educativos es que el alumno es un agente necesariamente activo que, además de participar en la situación, debe continuamente procesar la información que el micromundo le proporciona en forma de situación problemática, condiciones de ejecución y resultados. Él es actor y fuente principal de aprendizaje, a partir de su propia experiencia.

Para Jonassen (1998), los micromundos son ambientes exploratorios de aprendizaje, en los cuales el usuario puede navegar, manipular o crear objetos, y probar los efectos de unos sobre otros. Contienen simulaciones restringidas de un fenómeno del mundo real que permiten a los usuarios controlar ese fenómeno. Desde este punto de vista un ejemplo de micromundos serían los vídeo-juegos.

Los juegos y las simulaciones son sólo tan efectivos como el enfoque pedagógico empleado en su diseño y desarrollo. La pregunta es: ¿Cómo podemos diseñar experiencias que permitan a los usuarios experimentar con conocimiento en contexto, animándolos a formar conexiones probando una amplia gama de posibilidades experimentales alrededor de un pedazo de información dado? (Galarneau, 2005).

2. ESTADO DEL ARTE

2.1 SD VERSUS AB

2.1.1 Estudios conjuntos de SD y AB. Para Schieritz & Milling (2003), un estudio híbrido de SD y AB le brinda a las dos comunidades la oportunidad de aprender cada una sobre el paradigma de modelado de la otra, cuestionar asunciones propias, ver problemas desde un punto de vista diferente e identificar potencialidades de integración para superar algunas de las limitantes que un enfoque particular pudiera tener en ciertas áreas. Al igual que Schieritz, quien ha realizado diferentes estudios sobre el tema, son varios los autores que hacen un llamado al estudio conjunto de estos dos paradigmas, partiendo de la hipótesis que su uso integrado puede generar mejores resultados en el modelado y la simulación, que su uso independiente.

El Centro para el Estudio de los Sistemas Complejos (CSCS), de la Universidad de Michigan, sugiere que muchas clases de sistemas, al compartir características de los sistemas complejos, pueden tener una estructura común a pesar de sus aparentes diferencias, y que estas similitudes estructurales podrían ser explotadas para transferir métodos de análisis y comprensión de un campo a otro. Y que, además de permitir una mayor comprensión de sistemas específicos, este enfoque interdisciplinario podría ayudar a elucidar la estructura general y el comportamiento de los sistemas complejos.

En los trabajos de investigación orientados al estudio conjunto de SD y AB, algunos intentan comparar los dos paradigmas, mientras otros intentan analizar sus potencialidades de integración.

Comparación de los dos paradigmas

El trabajo de Lorenz & Bassi (2005), está orientado a explorar las posibles ventajas de uno u otro paradigma en el entendimiento de la complejidad. Los autores realizaron un estudio para comparar los resultados de aplicar SD versus AB, en el entendimiento de los sistemas complejos. En el experimento participaron 24 personas, divididas en dos grupos: estudiantes de SD y no estudiantes de SD. Se construyeron dos modelos del mismo problema, uno utilizando SD y el otro utilizando AB. Los dos modelos fueron contruidos utilizando Vensim®¹⁰; mientras en el modelo SD una variable era definida por una función no lineal, en AB era el resultado de decisiones individuales de los agentes (representadas en el modelo con el uso de vectores y condiciones if-then). Como parte de las instrucciones, al grupo trabajando con SD se le presentaba el diagrama causal y una gráfica con la función no lineal, mientras al grupo trabajando con AB se le presentaba un diagrama de estados y la gráfica de una distribución normal. Al analizar los resultados se encontró que, agrupándolos por paradigma y no por el conocimiento previo sobre SD, el paradigma SD permitió un mejor entendimiento del concepto de demoras y una mejor formulación de la estrategia (en vez de utilizar prueba y error). Y agrupando los resultados según el conocimiento previo sobre SD, los estudiantes de SD obtuvieron mejores resultados al resolver el problema propuesto trabajando con el modelo AB, y los

¹⁰ Ventana System Inc. <http://www.vensim.com>

no estudiantes de SD obtuvieron mejores resultados trabajando con el modelo SD, tanto en la solución del problema, como en el entendimiento de la estructura del modelo y el concepto de demoras, y en la formulación de la estrategia. Sin embargo, dado que sólo participaron 24 personas en el experimento, los resultados no son contundentes, como lo manifiestan los mismos autores.

Scholl (2001b), compara las explicaciones del efecto “bullwhip” en el Juego de la Cerveza¹¹, a partir de tres trabajos de investigación de diferentes autores, algunos aplicando SD y otros AB. El estudio muestra que a pesar de las diferencias en metodología, los resultados de los tres trabajos son convergentes, en cuanto a las causas estructurales de la cadena de suministro que llevan al comportamiento oscilatorio del sistema; y en dos de los tres trabajos, además de estas causas, se incluye también el factor humano relacionado con la racionalidad limitada que afecta la toma de decisiones. De la misma manera, las sugerencias para eliminar el efecto oscilatorio del sistema, coinciden en los tres trabajos, y están orientadas a la intervención a nivel de sistema; pero los autores que trabajaron con el paradigma SD hacen énfasis también en los beneficios de educar a los tomadores de decisiones sobre los patrones contra-intuitivos del comportamiento de los sistemas complejos. El autor hace un llamado al uso conjunto de estos dos paradigmas en la investigación, el cual considera podría añadir validez y robustez a los resultados, al permitir estudiar un fenómeno desde diferentes y complementarios puntos de vista, a la vez que podría mejorar su entendimiento. Si los resultados no fueran confirmatorios, podrían determinar el punto de inicio de futuras investigaciones. Sugiere también el autor una forma de trabajo que integre los dos paradigmas, y se establezca una relación entre el modelo en SD y el descubrimiento de reglas en AB.

Otros estudios comparativos de SD y AB, son los de Schieritz, 2004; Scholl, 2001(a), 2001(b); Schieritz & Milling, 2003; Borshchev & Filippov, 2004; y Wakeland, Gallaher, Macovsky, & Aktipis, 2004. De acuerdo con los resultados de estos trabajos, en algunas áreas de modelado, los paradigmas se superponen, mientras en otras se complementan. En aquellas áreas en que se complementan, se sugieren enfoques colaborativos, que van desde modelar el mismo fenómeno con cada uno de los dos paradigmas, para obtener una visión del problema desde diferentes puntos de vista, hasta adoptar un enfoque multiparadigma, en el que se utilicen diferentes paradigmas de modelado en diferentes partes del modelo.

Integración de los dos paradigmas

En los modelos desarrollados aplicando la integración, se destacan dos enfoques: en algunos, los agentes, cuyo comportamiento es modelado en AB, interactúan en un ambiente modelado en SD; y en otros, es el comportamiento de los agentes el que es modelado en SD.

Martin, Piquet, Le Page & Guerrin (2001). Magmas. Sistema multiagente de apoyo en el modelado de producción, uso y transferencia de desechos animales a nivel de comunidades de granjeros. Permite probar diferentes escenarios para ayudar en la

¹¹ The Beer Game. Desarrollado por el Grupo de Dinámica de Sistemas de la Sloan School of Management, de MIT, en 1960.

gestión de desechos en el caso de Reunion Island. Está conformada por dos modelos: Magma, que modela en SD (con Vensim®) las dinámicas internas de un conjunto de granjas (producción y uso de desechos a nivel de granja), y Mens, que modela en AB (con Cormas¹²) las transferencias de desechos entre granjas (instancias de Magma). El modelo fue utilizado para estudiar cómo las transferencias podían ayudar a evitar el superávit de desechos, y cómo la naturaleza de las relaciones entre granjeros podía regular la transferencia de desechos entre ellos. En cada fase de la simulación, Magma simula las dinámicas internas de las granjas durante un día, resultando superávit o déficit de materia orgánica para cumplir con los requerimientos de fertilización de las cosechas. Cada siete fases, se utiliza Mens para simular transacciones de materia orgánica, las cuales dependen del balance suministro/demanda de materia orgánica de cada granjero previamente simulado en Magma. Una vez cerradas las transacciones, la simulación entra en la siguiente fase, y los resultados de las transacciones simulados por Mens (importaciones o exportaciones de materia orgánica) son usados como entradas para Magma.

Schieritz & Grössler (2003). Integración de SD y AB, en un modelo de administración de una cadena de suministro. SD para modelar (con Vensim®) las estructuras internas de los agentes. La estructura de la cadena surge de las interacciones de los agentes (modeladas con eM-Plant®¹³), resultantes de las decisiones tomadas con base en sus estructuras internas.

Grössler, Stotz & Schieritz (2003). Mantienen el enfoque del trabajo anterior (Schieritz & Grossler, 2003) con la cadena de suministro. Pero en esta ocasión, remplazando eM-Plant® por RePast¹⁴. Se tienen dos tipos de agentes: proveedores y fabricantes. En cada paso de la simulación, los fabricantes generan sus órdenes o pedidos como resultado de la simulación del modelo en SD. Información que es transmitida a los proveedores, quienes entregan los productos solicitados por los fabricantes, como entrada para el siguiente paso de la simulación. La comunicación entre los agentes fabricantes y el modelo en Vensim®, se realiza via DLL.

Pérez, Hoyos, Moreno & Díaz (2004). Proponen una metodología que integra SD y AB, en la conformación de un portafolio de proyectos constituido por acciones de mejoramiento para las empresas colombianas de distribución eléctrica. Con un modelo AB (usando Java), se diseña una solución computacional que permita establecer un conjunto de acciones de mejoramiento, y con la información obtenida se alimenta un modelo en SD, para simular el comportamiento dinámico de la empresa de distribución eléctrica bajo condiciones exógenas (de demanda del mercado, referente tecnológico y regulación).

¹² Common-pool Resources and MultiAgent Systems. Plataforma de programación para la creación de sistemas multiagentes, en el dominio de la administración de los recursos naturales. Basada en el ambiente de programación VisualWorks, que permite el desarrollo de aplicaciones en SmallTalk. Desarrollada por CIRAD, Centre de coopération internationale en recherche agronomique pour le développement, Paris, France.

¹³ Tecnomatix Technologies Ltd. Software para la simulación de procesos y sistemas de producción. Eventos discretos con orientación a objetos.

¹⁴ REcursive Porous Agent Simulation Toolkit

Existen otros trabajos que abordan el tema de la integración, entre los cuales están los de Jager, 2000 y Schieritz, 2002.

2.1.2 Resumen de características de los dos paradigmas. La siguiente Tabla presenta características que diferencian a SD de AB, y fue realizada con base en el estudio del estado del arte.

Tabla 1. SD versus AB. Resumen de Características

	SD	AB
Unidad natural de descomposición ¹⁵ , o bloques básicos de construcción del sistema	Ciclos de realimentación ¹⁶	Agentes (individuos o sociedades)
Nivel de abstracción	Políticas ¹⁷	Decisiones individuales
Nivel individual en la estructura	Niveles ¹⁸ . Entidades agregadas o acumuladas	Agentes. Individuos que pueden formar parte de una comunidad
Dinámicas	Niveles que acumulan flujos	Entidades que reaccionan a eventos
El comportamiento futuro del sistema (la transición de un estado al siguiente)	Depende de su estado actual.	No necesariamente depende de su estado actual, dado que los agentes pueden poseer memoria ¹⁹
Un cambio o evento puede afectar	El comportamiento del sistema	Tanto la estructura, como el comportamiento del sistema
Punto de vista del fenómeno emergente	colectivista ²⁰	Individualista ²¹
Elementos del Modelo	Ciclos de realimentación Niveles Flujos Demoras No linealidades ²²	Agentes Relaciones entre agentes Reglas Eventos
Se modela	La estructura del sistema (completo). Observables (conectados por	Entidades independientes y las relaciones entre ellas.

¹⁵ Parunak, 1998 (citado en Schieritz, 2004)

¹⁶ Hay algunos modelos en SD, en los que se modelan las decisiones individuales; pero aún así el individuo no es la unidad natural de descomposición. (Schieritz, 2004)

¹⁷ Forrester, 1961 (citado en Schieritz, 2004)

¹⁸ En SD, el nivel de agregación es impuesto por el modelador. (Schieritz & Milling, 2003).

¹⁹ (Schieritz & Milling, 2003)

²⁰ Se modela el fenómeno social, a partir de niveles agregados y no individuales. (Schieritz, 2004)

²¹ Se modela el fenómeno social, a partir del modelado de sus individuos e interacciones. (Sawyer, 2001 citado en Schieritz, 2004)

²² Como resultado de la interacción entre la estructura del sistema y la toma de decisiones por parte de los agentes que actúan en él. (Serman, 2000 citado en Lorenz & Bassi, 2005).

	SD	AB
	ecuaciones) ²³ - Fenómeno emergente ²⁴ .	
Con un enfoque	Top – down A partir de ecuaciones globales	Bottom – up A partir de interacciones locales entre las entidades independientes
Se asume	Un fuerte enlace entre la estructura y el comportamiento resultante.	N/A. ²⁵ Existe un enlace entre el nivel micro y el macro, pero no es asumido en el modelo; es resultado de la simulación.
Se analiza	Lo que fue modelado.	Una sociedad ²⁶ . El comportamiento emergente. Observables producidos por las interacciones entre los individuos, a través del comportamiento modelado. ²⁷

A pesar de sus diferencias, los dos paradigmas pueden ser usados para alcanzar un objetivo común: ayudar en la comprensión de los sistemas complejos; objetivo que en este trabajo se le ha dado el nombre de “aprendizaje”.

2.1.3 Herramientas software

Para modelado y simulación en SD

VenSim®

Software desarrollado por Ventana Systems, Inc., compañía creada en 1985. Proporciona un ambiente gráfico para la construcción de modelos. Incluye el manejo de funciones dinámicas, arreglos, análisis de sensibilidad Monte Carlo, optimización, creación de interfaces, y la utilidad Vensim DLL (dynamic link library) que permite llamar funciones Vensim desde otras aplicaciones, muy útil para el modelado con enfoque multiparadigma. Entre las diferentes versiones que ofrece el fabricante, está una versión gratuita para fines educativos: Vensim PLE (Personal Learning Edition), y Venapp Builder, un ambiente de programación especial para la creación de interfaces. Sitio web: <http://www.vensim.com>

²³ (Parunak, Savit & Riolo, 1998).

²⁴ En SD se modela el fenómeno emergente; sus propiedades, su estructura. (Schieritz & Milling, 2003).

²⁵ El no considerar en el modelo AB, una asunción entre la estructura y el comportamiento resultante, hace este paradigma conveniente para modelar sistemas que no sean fácilmente entendibles.

²⁶ Para Lorenz & Bassi, la principal diferencia entre SD y AB, está entre lo que se modela y lo que se analiza.

²⁷ Parunak, Savit & Riolo, muestran el segundo nivel, el de los observables, como una ventaja en AB.

PowerSim®

De la compañía Powersim Software. Su primera versión, Sim Tek, se lanzó en 1987. Al igual que Vensim, ofrece un lenguaje gráfico de modelado, en donde las variables se representan con iconos conectados mediante flechas que indican flujos de información o de materiales. Proporciona conectividad con bases de datos, como es el caso de Powersim Studio, la versión para negocios, que se comunica directamente con SAP SEM (Strategic Enterprise Management, módulo de gestión estratégica de SAP). Sitio web: <http://www.powersim.com>

iThink®

Desarrollado por Isee Systems, anteriormente High Performance Systems. iThink es la versión corporativa de STELLA®, Systems Thinking Educational Learning Laboratory with Animation, software con el que la compañía obtuvo, en 1987, el premio Jay Forrester por ser la primera en crear una herramienta de modelado y simulación basada en iconos. La compañía es pionera también en la creación de simuladores de vuelo gerenciales y laboratorios de aprendizaje. Entre las características de iThink están el manejo de procesos continuos y discretos, de estructuras jerárquicas (submodelos) y soporte multimedia que activa gráficos, películas, sonidos y mensajes de texto basados en las condiciones del modelo. Sitio web:

<http://www.iseesystems.com/Softwares/Business/ithinkSoftware.aspx>

Para modelado y simulación en AB

Las soluciones disponibles proporcionan una serie de librerías o rutinas, ya validadas, que permiten ser reutilizadas para simplificar la construcción de nuevos modelos, pero requieren que el modelador tenga conocimientos en el lenguaje de programación utilizado en cada caso, por ejemplo Java o Smalltalk, y, adicionalmente, que ajuste el modelo a las consideraciones o asunciones incluidas en la librería correspondiente. La solución sería una que no requiera experticia en programación, que proporcione un ambiente de modelado de fácil aprendizaje, que sea multiplataforma, y ofrezca flexibilidad para modelar diferentes tipos de sistemas. Por ahora, se está intentando avanzar en esta solución, pero en forma separada por los desarrolladores de las soluciones existentes, manteniendo la filosofía de la solución original, como es el caso de Repast. Trabajar en una solución unificada no es un ideal fácil de conseguir; además de los requerimientos tecnológicos, y antes de llegar a estos, está uno muy importante: definir cuál sería el mejor enfoque de modelado para los diferentes tipos de sistemas, tarea que corresponde a la comunidad de modelado y simulación (Gilbert & Bankes, 2002).

Entre los ambientes de programación, no comerciales, para el modelado basado en agentes, y orientados especialmente al campo de las ciencias sociales, se destacan:

Swarm

Plataforma para el modelado y simulación, en AB. Desarrollada originalmente por el Instituto Santa Fe para la simulación de sistemas complejos con características de adaptación. Su administración y desarrollo están ahora bajo el control de Swarm

Development Group (SDG). Está muy orientado a las ciencias sociales y particularmente a la creación de sociedades artificiales. Soporta modelado jerárquico, con estructuras anidadas de agentes (sociedades o swarms), en las cuales el comportamiento del agente en el nivel superior está definido por el fenómeno emergente de los agentes que lo conforman. En Swarm, además de los agentes utilizados para modelar el fenómeno, hay unos agentes adicionales: los agentes observadores, que se mantienen independientes del modelo principal, y los cuales pueden proporcionar información en tiempo real y almacenar datos para análisis posteriores. Es multiplataforma y para el modelado se puede utilizar Objective-C ó Java. Sitio web: <http://www.swarm.org>

REPAST

REcursive Porous Agent Simulation Toolkit. Desarrollado por el laboratorio de investigación en ciencias sociales de la Universidad de Chicago, y extendido por el Laboratorio Nacional Argonne. Actualmente su mantenimiento se encuentra a cargo de Repast Organization for Architecture and Desing (ROAD). Es muy similar a Swarm, tanto en su filosofía como en su apariencia y, al igual que Swarm, proporciona una librería de código para la creación, ejecución, despliegue y recolección de datos. Los modeladores pueden construir modelos a partir de componentes de la librería o utilizando la versión visual de Repast para Python. Existen tres versiones de Repast: para Python, para Java y para Microsoft.NET. La versión para Java soporta el desarrollo de modelos a gran escala e incluye integración con sistemas de información geográfica y herramientas como redes neuronales y algoritmos genéticos, para agentes con características de adaptación. En la versión para .NET se puede utilizar C++, C#, Visual Basic®, Lisp ó Prolog. Es muy utilizado en el campo de las ciencias sociales. Sitio web: <http://repast.sourceforge.net/>

CORMAS

Common-pool Resources and MultiAgent Systems. Plataforma de programación para la creación de sistemas multiagentes, en el dominio de la administración de los recursos naturales. Basada en el ambiente de programación VisualWorks, que permite el desarrollo de aplicaciones en SmallTalk. Desarrollada por CIRAD (Centre de coopération internationale en recherche agronomique pour le développement, Paris, France). Proporciona un ambiente para la simulación de formas de coordinación entre individuos y grupos que conjuntamente explotan los recursos. Maneja tres tipos de entidades: espacial, pasiva (objetos y mensajes), y social (agentes). No maneja múltiples sociedades, como Swarm o Repast. Sitio web: <http://cormas.cirad.fr/en/outil/outil.htm>

MASON

Multi-Agent Simulator of Neighborhoods / Networks. Orientado a la simulación multiagente de eventos discretos. Desarrollado en un esfuerzo conjunto entre el Laboratorio de Computación Evolutiva de la Universidad George Mason (George Mason University, GMU) y el Centro GMU para la Complejidad Social. Contiene una librería de modelos y opciones de visualización en 2D y 3D, y está escrito totalmente en Java. Diseñado para ser multi-propósito, aplicable a un amplio rango de tareas y dominios, incluyendo robótica, inteligencia artificial y ambientes sociales complejos, con capacidad para simulaciones paralelas a gran escala, con garantía de replicación de resultados en diferentes plataformas, y permite migrar la simulación a otra plataforma en tiempo de

ejecución. No proporciona herramientas graficadoras o para estadísticas; para estas funciones se apoya en librerías ya establecidas como ptplot o JClass Chart. Sitio web: <http://cs.gmu.edu/~eclab/projects/mason/>

Cabe mencionar también ASCAPE²⁸, MADKIT²⁹, y SDML³⁰.

Herramientas multi-paradigma para modelado y simulación

AnyLogic®

XJ Technologies. Soporta características de modelado de procesos continuos y discretos, incluyendo sistemas dinámicos, eventos discretos (diagramas de estado o diagramas de flujo de procesos), SD (con niveles, flujos, variables auxiliares y ciclos de realimentación) y AB (manejo de objetos que pueden ser creados y destruidos dinámicamente, tener ubicación especial, comunicarse mutuamente, tener comportamientos, conocimientos, y objetivos. Los agentes son modelados como clases de Java). Un modelo puede contener varios submodelos, modelados con diferente paradigma, y se facilita proporcionar como datos de entrada a un submodelo, las salidas proporcionadas por otro. Los modelos son 100% Java y pueden ser ejecutados como applets desde la web. Permite la interacción con bases de datos, hojas de cálculo y sistemas de información, utilizando las APIs³¹ correspondientes. Sitio web: <http://www.xjtek.com/>

NetLogo

Es una variante de StarLogo y StarLogoT. Creado en la Universidad de Northwestern, y en continuo desarrollo por el CCL (Center for Connected Learning and Computer Based Modeling). El modelador define instrucciones para un número de agentes independientes que operan concurrentemente, lo que permite explorar las relaciones entre el comportamiento de los agentes y el patrón de comportamiento que surge de las interacciones entre ellos. El ambiente en NetLogo es un mundo en dos dimensiones consistente de tres tipos de agentes principales: tortugas, celdas y un observador. Está escrito en Java, proporciona una librería de modelos, que pueden ser utilizados y modificados, y es multiplataforma. El lenguaje de modelado es propio de Logo, extendido para soportar agentes y concurrencia. Los modelos pueden ser salvados como applets, y ejecutados desde la web. Permite y facilita la creación de submodelos en SD y en AB, y su comunicación. Sitio web: <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/>

2.2 AB, SD, Y EL APRENDIZAJE

2.2.1 Elementos de un ambiente de aprendizaje interactivo. Con base en las teorías expuestas, en la revisión de micromundos, y en las propuestas de algunos autores (Aldrich, 2003; Maier & Grossler, 2000; Gómez, Galvis & Mariño, 1998; Herrington &

²⁸ <http://www.brook.edu/es/dynamics/models/ascape/>

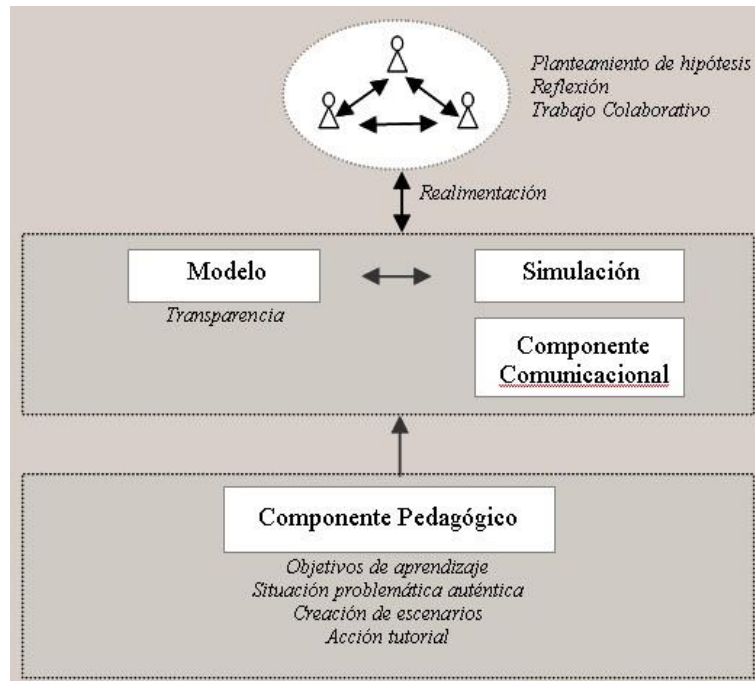
²⁹ <http://www.madkit.org/>

³⁰ <http://sdml.cfpn.org/>

³¹ Application Program Interface

Oliver, 1995; Galvis, 1992) sobre las características de una simulación educativa, micromundo o material educativo computarizado, se sugieren, en la figura 3, los elementos constitutivos de un ambiente de aprendizaje interactivo.

Figura 3. Elementos de un Ambiente de Aprendizaje Interactivo



La construcción del modelo y la simulación deben basarse fundamentalmente en un componente pedagógico que determine los *objetivos de aprendizaje* del micromundo y que deberá contemplar, entre otros aspectos (que se mencionan más adelante): *situaciones problemáticas auténticas*, que generen aprendizaje significativo; *creación de escenarios*, que permitan explorar el modelo desde diferentes puntos de vista; *acción tutorial*, que brinde orientación o acompañamiento al usuario durante su interacción con el ambiente de aprendizaje; y, lo más importante, *realimentación*, que muestre las consecuencias de una decisión, y lleve a la *reflexión* y el *replanteamiento de hipótesis*. Adicionalmente se requiere un componente comunicacional que proporcione la interfaz que permitirá la comunicación entre el usuario y el micromundo.

En cuanto al modelo, éste no sólo debe existir para efectos de la simulación, sino que debe ser transparente para el usuario, facilitándole el conocimiento de los elementos que lo conforman y sus interrelaciones.

El modelo y la simulación están interrelacionados: cambios en el modelo pueden implicar cambios en la simulación, y también resultados de la simulación pueden implicar cambios en el modelo.

El micromundo deberá generar espacios para el *trabajo colaborativo*, que apoye la construcción de conocimiento.

El Modelo

- Dominio del mundo real
- Contexto auténtico (similar al contexto en el cual será utilizado el aprendizaje obtenido)
- Objetivos de aprendizaje ³²

La Simulación

Componente Pedagógico

- Material de apoyo (descripción del modelo y casos de estudio, instrucciones y descripción de las interfaces).
- Representación gráfica del modelo (transparencia).
- Situaciones problemáticas auténticas (motivación intrínseca) - Retos (implícitos y explícitos)
- Objetivos de aprendizaje explícitos y mecanismos que permitan alcanzarlos. (valoración del progreso y guías de ayuda para mejorar el desempeño). ³³
- Acción tutorial (haciendo las veces de orientador. Acompañar al usuario y permitirle saber lo que está sucediendo, proporcionándole sugerencias, ya sea a través de voz o en forma gráfica). ³⁴
- Facilidades para la creación de escenarios (que permitan explorar el modelo desde diferentes puntos de vista)
- Niveles de dificultad (permitiendo que los nuevos conocimientos se integren armónicamente a los anteriores)
- Sistema de motivación (extrínseca) y de refuerzo: castigos y recompensas, para controlar el solo ensayo y error.
- Manejo de información del usuario e historia de sus acciones y resultados
- Mecanismos de diagnóstico (para determinar las competencias de entrada, que podrían determinar el nivel de complejidad inicial, y cómo estas van mejorando a medida que avanza el ejercicio de simulación, pero este avance no se mediría con instrumentos adicionales, sino integrados en las diferentes actividades)
- Facilidades para el trabajo en grupo (ayudando a que el trabajo colaborativo apoye la construcción de conocimiento. Y permitir competencia entre los usuarios o grupos, llevando registro de sus resultados)
- Mecanismos que permitan hacer explícito el aprendizaje obtenido (Reflexionar sobre la experiencia vivida y el aprendizaje obtenido, para que se convierta en conocimiento aplicable en otras situaciones)
- Realimentación (que muestre las consecuencias de una decisión y genere reflexión. Que el usuario pueda comprobar o reevaluar sus hipótesis y volver a someterlas a prueba)
- En ambientes más complejos, facilidades para modificar la estructura del modelo.

³² Conocimiento declarativo (qué), conocimiento procedimental (cómo) o conocimiento estructural (por qué). (Maier & Grossler, 2000).

³³ Spector & Davidsen, 1998.

³⁴ Como las simulaciones y los micromundos tienen un enfoque heurístico, normalmente el sistema no maneja metas específicas para ser alcanzadas por el aprendiz, ni indicadores de logro cuantitativos. El usuario se plantea hipótesis, toma decisiones, obtiene resultados y actúa en consecuencia. Tiene autocontrol y puede determinar cuándo ha realizado suficientes ejercicios y si logró lo esperado. (Galvis, 1992).

Componente Comunicacional

- Interfaces
- Navegabilidad y recuperación de estados anteriores (apoyando aprendizajes al ritmo de cada usuario)
- Botón de pausa
- Opción para acelerar / desacelerar
- Opción para reiniciar la simulación, con las condiciones iniciales
- Ayuda en línea
- Mecanismos pop-up para despliegue de información
- Personalización del ambiente (por ejemplo, si aplica, permitir que el usuario pueda elegir su voz o apariencia en pantalla).

El Usuario

- Rol activo
- Autonomía en el proceso de aprendizaje
- Resolución de problemas a partir de conocimientos previos
- Planteamiento de hipótesis
- Experiencia personal y de grupo. Trabajo colaborativo.
- Reflexión (a partir de la realimentación)

2.2.2 SD y el aprendizaje. De acuerdo con Sterman (1994), los seres humanos, a partir de nuestros modelos mentales, tomamos decisiones que afectan el mundo complejo en el que vivimos y, como resultado, recibimos información de realimentación que utilizamos para revisar nuestros modelos mentales y nuestra toma de decisiones.

En la figura 4 se ven dos ciclos de realimentación. El primero, en la parte inferior, representa un proceso en el que usamos la información de realimentación para ajustar las decisiones y acciones tomadas, a partir de nuestros modelos mentales existentes. Mientras el segundo, en la parte superior, representa un proceso en el que esa información de realimentación nos permite modificar nuestros modelos mentales, logrando así un verdadero aprendizaje; con estos nuevos modelos mentales construiremos nuevas reglas de decisión, con las cuales podremos tomar, en el futuro, decisiones diferentes ante situaciones similares.

Se forma entonces un proceso de realimentación de doble ciclo que nos va permitiendo *aprender* sobre el mundo, a la vez que nos desenvolvemos en él. El aprendizaje es entonces un proceso de realimentación (Forrester 1961, Richmond 1993, Sterman 1994).

Figura 4. El aprendizaje: Proceso de realimentación de doble ciclo



Fuente: adaptado de Sterman (1994)

Barreras para el aprendizaje

Pero este proceso de aprendizaje se ve entorpecido, (Sterman, 1994), debido a factores como: a) la complejidad dinámica de los sistemas, la cual ha aumentado en los últimos tiempos haciendo que aumente también la posibilidad de efectos colaterales resultantes de nuestras decisiones y acciones, lo que, a su vez, termina ayudando a incrementar esa complejidad. El aprendizaje es demasiado lento con respecto a la rapidez con que cambian los sistemas e incrementa su complejidad. b) información limitada. El mundo nos ofrece información de realimentación, pero nosotros vemos sólo lo que nuestra mente nos permite comprender. c) variables confusas y ambigüedad. Usualmente se da el cambio de varias variables en forma simultánea, lo que puede llevar a interpretaciones erróneas de los cambios en el comportamiento del sistema. d) racionalidad limitada y percepción equivocada de las realimentaciones, lo que determina la forma en que usamos el conocimiento, procesamos la información y tomamos decisiones. Nuestras decisiones pueden ocasionar, por un lado, efectos colaterales no previstos y, por otro lado, efectos no inmediatos (demoras); si, como respuesta a la realimentación recibida, y pasando por alto estos dos posibles efectos, intentamos corregir los resultados percibidos, lo que conseguiremos será desestabilizar el sistema. e) mapas cognitivos equivocados, que no involucran realimentación, interconexiones múltiples, ni linealidades y retardos de tiempo, características de la complejidad dinámica. Solemos relacionar un efecto con una causa, y a ubicar causa y efecto cercanos en el tiempo y el espacio. f) inferencias erróneas sobre las dinámicas. Aun cuando conociéramos la estructura completa del modelo, no tenemos la capacidad para realizar mentalmente una simulación que nos permita probar nuevas reglas de decisión y anticipar el comportamiento del sistema. g) inhabilidad para el razonamiento científico (errores de juicio y sesgos). Tendencia a buscar evidencia consistente con las creencias actuales, sin considerar suficientes alternativas e hipótesis. h) rutinas defensivas que nos protegen de la amenaza que sentimos al expresar nuestros pensamientos, impidiendo retos y cambios en los modelos mentales. Solemos evitar el conflicto, pero éste es importante en los procesos de grupo y bien manejado apoya el aprendizaje; permite compartir y probar

nuevas hipótesis. e i) fallas en la implementación. Aun cuando las decisiones tomadas sean las apropiadas, si estas no se implementan en la forma y el momento esperados, y esto se desconoce en el momento de evaluar los resultados de estas decisiones, se afecta el proceso de aprendizaje.

La complejidad de los sistemas hace que el ciclo de aprendizaje sea lento (debido a las demoras entre la toma de decisiones y su efecto en el sistema), a la vez que reduce el aprendizaje obtenido en cada ciclo (debido a los cambios en varias variables simultáneamente, por la existencia de varios ciclos de realimentación, lo que puede llevar a confusiones e interpretaciones erróneas de los cambios en el comportamiento del sistema).

Construyendo ambientes de aprendizaje en SD

Un método efectivo para el aprendizaje de los sistemas complejos, deberá entonces tener en cuenta estos factores, y contemplar: herramientas que permitan hacer explícitos los conocimientos y creencias, y crear mapas de las estructuras de realimentación de una situación o fenómeno, a partir de esos conocimientos; métodos formales de modelado y simulación, que permitan determinar las dinámicas de esos mapas, probar nuevas políticas y practicar nuevas habilidades (la simulación permite probar los modelos mentales, y acelera y refuerza la velocidad de aprendizaje); y métodos para desarrollar habilidades de razonamiento científico y mejorar los procesos de grupo. (Sterman, 1994).

Una forma de conseguir todos estos elementos, es con el uso de mundos virtuales o micromundos, en los cuales es posible experimentar y tener control de los experimentos, logrando reducir considerablemente el tiempo necesario para conocer los efectos de las decisiones tomadas (en especial, aquellos que en el mundo real están distantes en el tiempo), disminuyendo así el ciclo de aprendizaje; probar condiciones extremas y realizar muchas pruebas de hipótesis, ya sea ante escenarios iguales o diferentes, sin tener que preocuparse por posibles consecuencias negativas de sus resultados, y reflexionando sobre las diferencias entre los resultados deseados y los obtenidos, y formulando hipótesis sobre la razón de estas diferencias; hacer explícita la estructura y las asunciones contempladas en el sistema y permitir su modificación por parte del usuario.

Sin embargo, el micromundo es una solución necesaria mas no suficiente para el entendimiento de los sistemas complejos. El usuario podría interactuar con el micromundo un número repetido de veces, limitándose a utilizar el método de prueba y error, sin reflexionar sobre el proceso. Y muy posiblemente sería una experiencia que no incidiría en su aprendizaje. Para que se dé el aprendizaje, es necesario que el usuario reciba un entrenamiento previo sobre su comportamiento esperado en los procesos de grupo (formulación y prueba pública de hipótesis), las características de los sistemas complejos (realimentaciones, no linealidades, demoras y múltiples consecuencias) y su modelado (Sterman, 1994).

Micromundos modelados en SD

A continuación, algunos ejemplos de micromundos creados por el Grupo de Dinámica de Sistemas de la Sloan School of Management, del MIT, en el campo de la administración de negocios.

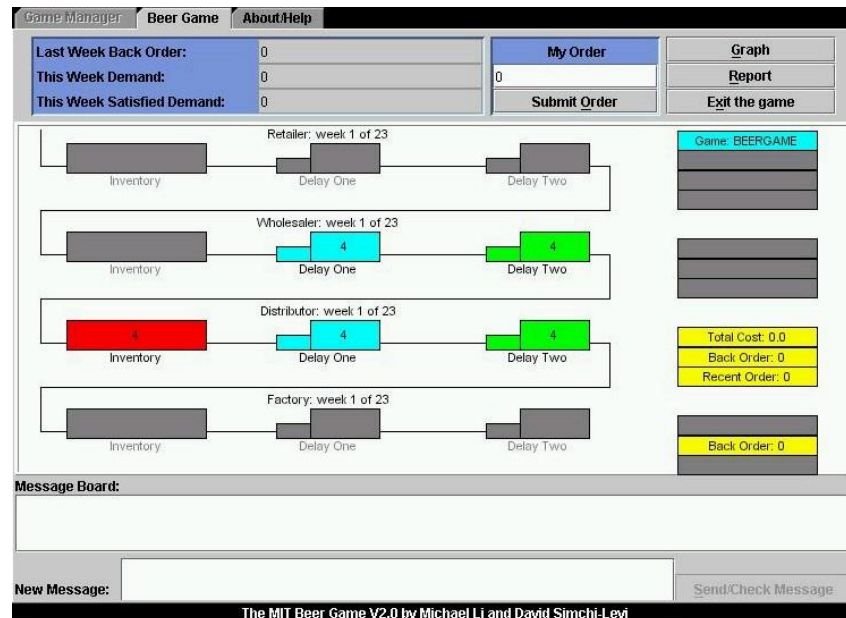
▪ **The Beer Game.**

Desarrollado en 1960. Es un juego clásico utilizado en el aprendizaje de conceptos de gestión en una cadena de suministro, que muestra el impacto de las demoras y los ciclos de realimentación en la administración de la cadena. En el juego se identifican cuatro sectores de una cadena de producción y distribución de la industria cervecera, minorista, mayorista, distribuidor y fábrica, en la que el minorista provee al consumidor (demanda externa simulada), el mayorista provee al minorista, el distribuidor provee al mayorista, y la fábrica provee al distribuidor. Se juega en equipos de 4 jugadores, asumiendo cada jugador un rol correspondiente a uno de los 4 sectores, y su objetivo es minimizar los costos totales del sector asumido. El manejo del inventario tiene un costo asociado x por mantener productos en inventario, y un costo de $2x$ por incurrir en demoras en las entregas por faltantes en el inventario, dado que estas demoras afectan tanto los ingresos como la imagen del negocio; en este caso, la entrega se posterga y los pedidos se acumulan. En cada semana simulada, el jugador debe decidir los nuevos pedidos a su proveedor, teniendo en cuenta las órdenes que debe cumplir y los pronósticos de venta. Los jugadores disponen de información local, pero la global les está restringida.

El juego inicia con unos inventarios en equilibrio, y una demanda del cliente de w cajas/semana durante las primeras w semanas. A partir de la semana $w+1$, la demanda del cliente se duplica y se mantiene así por el resto del juego. En la mayoría de los casos, los jugadores siguen un patrón de comportamiento durante el juego, que lleva a oscilaciones en las órdenes e inventarios, en los diferentes sectores de la cadena, con un crecimiento en las órdenes que se amplifica a medida que se avanza en la cadena hacia el último sector: la fábrica³⁵. Demoras en las entregas y en el procesamiento de los pedidos, hacen que cada sector caiga en pedir equivocadamente más de lo demandado teniendo que afrontar inicialmente unas órdenes en espera y posteriormente un exceso de inventario. La razón de este comportamiento (Sterman, 1989), radica en la dificultad de las personas para entender los ciclos múltiples de realimentación, las demoras y no linealidades, así como también en que se concentran en alcanzar su objetivo individual y olvidan contemplar el sistema en su totalidad.

³⁵ El efecto *bullwhip*

Figura 5. Interfaz del Juego de la Cerveza o Beergame



Fuente: <http://beergame.mit.edu/>

El juego proporciona a los jugadores una experiencia con un sistema complejo, en donde pueden ver los efectos colectivos de las decisiones individuales, así como las conexiones entre la estructura del sistema y las dinámicas que genera; adicionalmente, brinda espacios para la reflexión y replanteamiento de la estrategia de los jugadores durante el juego.

- **People Express**

Inspirado en la historia real de la compañía People Express, muy exitosa en sus comienzos, con unos altos niveles de crecimiento, el profesor John Sterman, del MIT, creó un modelo de simulación de la compañía, utilizando SD. El modelo permite al jugador estar al mando de la innovadora aerolínea, decidiendo las tarifas, la velocidad de crecimiento de la compañía y cómo responder a la competencia. Las políticas de contratación influyen en el clima laboral, la productividad y la rotación de personal. Las estrategias de mercadeo determinan el crecimiento de la demanda. Estudiando los resultados del juego, se puede ver cómo la aplicación de políticas aparentemente razonables puede generar un rápido crecimiento, no balanceado, seguido del deterioro en la calidad del servicio y el colapso repentino de la compañía.

- **B&B Enterprises.**

Modelo de simulación desarrollado por el profesor John Sterman, del MIT. El jugador es responsable de la administración de un nuevo producto, desde el lanzamiento hasta alcanzar su madurez. Es el encargado de tomar las decisiones sobre mercadeo, definición de precios, y ampliación de la capacidad instalada, en la medida en que el

producto avanza en su ciclo de vida, y su objetivo es maximizar los beneficios más allá de 40 trimestres. Aunque el mercado potencial es grande, atributos tales como tamaño del mercado, elasticidad del precio, respuesta del consumidor a la publicidad boca en boca, comportamiento de recompra, entre otros, son desconocidos para el jugador, quien se enfrenta a un competidor con estrategias de precios, mercadeo y ampliación de capacidad, también desconocidas. El juego ilustra principios fundamentales de estrategias corporativas, incluyendo curva de aprendizaje, demoras en ampliación de la capacidad, dinámicas competitivas y saturación del mercado.

Figura 6. Interfaz del Juego B&B Enterprises



Fuente: <http://forio.com>

La Figura 6 muestra la interfaz del juego, implementado por Forio³⁶, durante su ejecución. Además de la interfaz presentada, el juego proporciona también una extensa información relacionada con el modelo, guía de usuario, y ayudas para la definición de escenarios.

2.2.3 AB y el aprendizaje

Agentes Pedagógicos

Aunque el tema de los agentes pedagógicos no está directamente relacionado con el modelado basado en agentes, se menciona aquí por su relación con los ambientes virtuales de aprendizaje.

³⁶ La compañía norteamericana Forio, desarrolla simulaciones con fines educativos, especialmente en el área administrativa, utilizando su propia herramienta de desarrollo para creación de simulaciones en la Web: Broadcast. Algunas de estas simulaciones se pueden ejecutar, parcialmente, desde su sitio Web: <http://forio.com>

En los últimos años y gracias a los avances tecnológicos, ha incrementando el interés en los agentes pedagógicos animados en los ambientes multimediales de aprendizaje. Estos agentes simulan diferentes roles que intervienen en los procesos de aprendizaje en el mundo real, tales como tutores, expertos, motivadores y mentores, e interactúan con los usuarios o aprendices. Pero ¿cuál es su verdadero efecto en el aprendizaje? En un estudio realizado por Moreno, Mayer, Spires, & Lester (2002), se encontró que la interacción con un agente pedagógico mejoraba la transferencia de información al estudiante, y la participación activa del estudiante en el desarrollo de las actividades mejoraba la retención de esa información y su posterior aplicación en la solución de otros problemas. Adicionalmente, se encontró que cuando las palabras eran presentadas en forma hablada, mejoraba la transferencia y retención, más que cuando eran presentadas en forma escrita; e incluso, que la sola voz del agente tenía más efecto que su imagen. En la misma línea, Craig, Gholson, & Driscoll (2002), realizaron dos tipos de experimentos; en el primero, combinaron propiedades del agente (el solo agente, agente con características gestuales, sin agente) y características de las imágenes (estáticas, con apariciones o cambios repentinos, y animadas), y encontraron que las propiedades del agente no tenían efecto alguno, pero las características de las imágenes con cambios repentinos y animadas facilitaron el desempeño de los estudiantes versus la forma estática, obteniendo resultados muy similares con imágenes con cambios repentinos y totalmente animadas. En el segundo experimento, estudiaron los efectos del texto impreso, hablado, e impreso y hablado, y encontraron un mejor desempeño con el texto hablado solamente, sin diferencia entre el impreso y el impreso y hablado. Kalyuga, Chandler, & Sweller (1999), estudiaron también los efectos del texto impreso, hablado, e impreso y hablado, combinando estas condiciones del texto con diagramas, y encontraron, al igual que Craig et al, un mejor desempeño de los estudiantes con el texto hablado solamente. En cuanto a la presencia física del agente en el ambiente de aprendizaje, Mayer (1997, 2001, citado en Craig et al), en su teoría cognitiva del aprendizaje multimedia menciona dos principios: el principio de modalidad y el principio de contigüidad (temporal y espacial). El principio de modalidad sugiere que en un ambiente educativo que involucre palabras e imágenes, las palabras deben ser habladas, mejor que escritas, para no interferir con el procesamiento de la información gráfica. El principio de contigüidad temporal/espacial, sugiere que el texto hablado/escrito sea presentado en forma simultánea/integrada con las imágenes correspondientes, y no en forma secuencial/separada. Esto plantea que se debe tener cuidado en la presentación combinada de agentes e imágenes o animaciones, evitando que el estudiante desvíe su atención hacia el agente en vez de mantenerla en las imágenes relacionadas con el texto.

Betty's Brain

Leelawong et al (2003), partiendo de que los sistemas tutoriales inteligentes, aunque tienen un enfoque constructivista por estar orientados a la solución de problemas, no le brindan al usuario o aprendiz la oportunidad de estudiar la estructura global de un dominio y aprender por exploración, pues la realimentación está diseñada para atender sus requerimientos inmediatos, implementaron un sistema de apoyo al aprendizaje, basado en las ciencias cognitivas, el constructivismo, y la teoría de que enseñar a otros es una buena forma de aprender, en el que se tiene un agente inteligente (Betty), al cual

los estudiantes enseñan, utilizando mapas conceptuales³⁷ con la ayuda de una interfaz visual, después de lo cual realizan preguntas al agente sobre lo enseñado, preguntas que éste responde aplicando técnicas de razonamiento cualitativo. Los estudiantes reciben realimentación sobre esa enseñanza, a través de las interacciones con el agente, pues éste puede exponer la forma en que construyó su respuesta. Dado que el sistema requiere que los estudiantes representen sus estructuras de conocimiento en un esquema o mapa, esto les ayuda a organizar el conocimiento jerárquicamente y les permite hacer un análisis de relaciones causales, a la vez que facilita el uso de mecanismos de razonamiento por parte del agente y su entendimiento por parte del estudiante. La técnica de razonamiento utilizada por el agente está basada en una matriz de causalidad, que permite resolver cadenas de efectos de incremento y decremento, con base en el mapa creado por los estudiantes. Ahora, en el proceso de realimentación, entra en juego un segundo mapa: el mapa creado por un experto. Los estudiantes reciben dos tipos de realimentación: 1) si las respuestas del agente les parecen equivocadas, deben volver sobre su mapa y realizar los ajustes necesarios. 2) un segundo agente (el agente mentor) compara el mapa creado por los estudiantes con el creado por el experto, y sobre las diferencias encontradas ofrece realimentación al estudiante, en tres niveles: proporciona material didáctico de apoyo, menciona el nombre del concepto asociado con el error o elemento faltante en el mapa, o, por último, expone directamente cómo corregir la relación causal. El sistema fue probado, exitosamente, con un grupo de 50 estudiantes de quinto grado, y los resultados mostraron que era una herramienta efectiva para mejorar el entendimiento de los dominios complejos por parte de los estudiantes; los estudiantes que utilizaron la opción de interrogar al agente y revisar las estructuras causales con base en sus respuestas, lograron mapas conceptuales más completos que quienes no usaron esta opción.

Micromundos modelados en AB

The Center for Connected Learning and Computer Based Modeling (CCL)³⁸

El CCL, de Northwestern, es un grupo de investigación liderado por el profesor Uri Wilensky, autor de NetLogo, dedicado al uso creativo de la tecnología para el aprendizaje. Actualmente el grupo está trabajando en el desarrollo de paquetes de simulación que habiliten al aprendiz para explorar, construir y revisar modelos en una amplia variedad de dominios naturales y sociales. Entre sus proyectos se encuentra Beagle (Biological Experiments in Adaptation, Genetics, Learning and Evolution), orientado a la exploración y aprendizaje de los procesos evolutivos (que aplican no sólo en seres vivos sino también en comportamientos, estrategias, y organizaciones) con modelos desarrollados en NetLogo, que proporcionan una intuitiva interfaz de usuario que permite al aprendiz jugar con los modelos y explorar su comportamiento bajo diferentes condiciones; incluyen material diseñado para facilitar la enseñanza y aprendizaje de conceptos y fenómenos

³⁷ Herramientas gráficas para organizar y representar el conocimiento. Incluyen conceptos, generalmente encerrados en círculos o cajas, y relaciones entre ellos indicadas por líneas conectoras, en las cuales hay palabras o frases de enlace especificando la relación existente entre los conceptos. Los conceptos son representados en forma jerárquica, ubicando los conceptos más generales en la parte superior del mapa y los más específicos debajo de estos. Los mapas conceptuales, desarrollados por Novak en 1972, están basados en la psicología cognitiva de David Ausubel, según la cual el aprendizaje tiene lugar por la asimilación de nuevos conceptos y proposiciones en los conceptos y proposiciones existentes en el aprendiz (la estructura cognitiva individual). (Novak & Cañas, 2006).

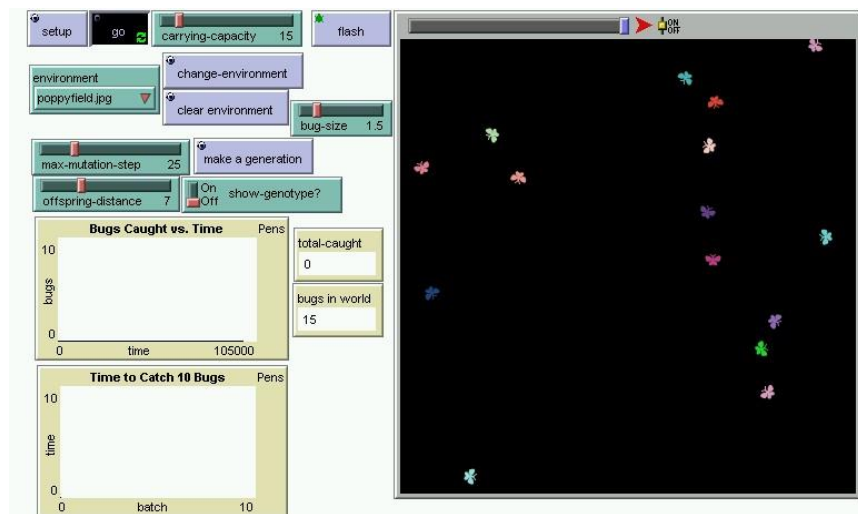
³⁸ La información sobre CCL y sus modelos es tomada de <http://ccl.northwestern.edu>

relacionados con la evolución, adaptación y selección natural y artificial, entre los cuales están una serie de retos propuestos al usuario del modelo. Como parte de las estrategias de aprendizaje, en algunos casos la experiencia incluye que el usuario o estudiante, partiendo del estudio de un modelo inicial, explore el mundo real en un ambiente similar al modelado, y con base en lo observado realice o sugiera modificaciones al modelo. A continuación, algunos de estos modelos:

▪ Bug Hunt Camouflage

Es un modelo que muestra los resultados de la selección natural en una población de mariposas que desarrolla camuflaje para evitar ser vistas por los cazadores. En la medida en que logran este objetivo, en un ambiente determinado (en donde una característica importante es su color de fondo), tendrán mayor posibilidad de supervivencia y podrán reproducirse con mayor frecuencia. Si este comportamiento se mantiene por varias generaciones, la distribución de colores de las mariposas tiende a un mejor camuflaje cada vez. Cada mariposa tiene tres genes que determinan su tipo de color (frecuencia de pigmentos rojo, verde y azul; entre más alta una frecuencia, mayor su intensidad en la mezcla de colores resultante). En la Figura 7 se muestra la interfaz del juego. El jugador asume el rol de cazador y simula la caza de una mariposa haciendo clic en ella. A medida que el usuario va “capturando” mariposas, nuevas mariposas descendientes son creadas por la población sobreviviente, y cada vez se va haciendo más difícil visualizarlas. Los genes de frecuencia de color en las mariposas descendientes, pueden ser diferentes a los de los padres; la diferencia está determinada por un factor de mutación. El modelo es un ejemplo de cómo la presión de la selección puede ocasionar el desarrollo de atributos de defensa.

Figura 7. Interfaz del Modelo Bug Hunt Camouflage



Fuente: <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/>

▪ Sunflower Biomorphs

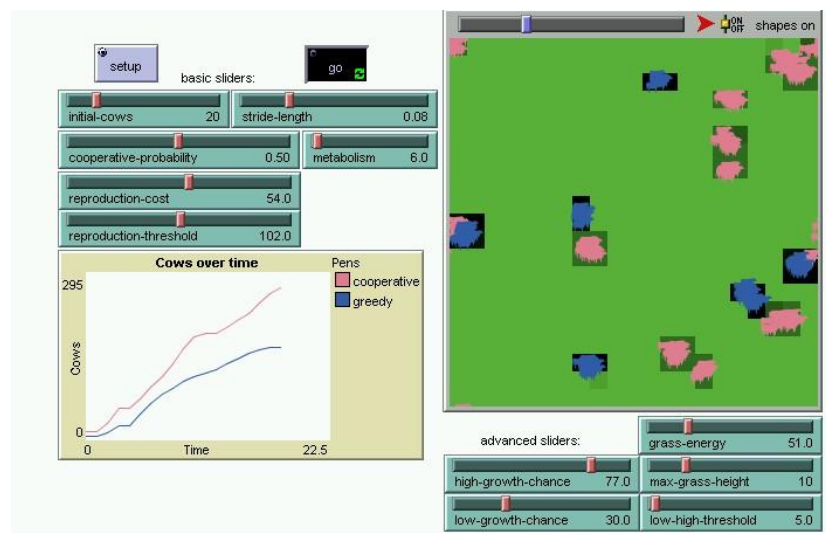
En este caso, el usuario puede intervenir en el proceso de selección. Al seleccionar una o dos flores, de un grupo de flores animadas generadas aleatoriamente, las flores

seleccionadas se convierten en los padres de la siguiente generación, y se van estableciendo así las características de la población futura. Cada flor tiene cuatro genes que determinan su forma, relacionados con el color, el tamaño de los pétalos, la velocidad de crecimiento y su desplazamiento en el ambiente; cuando un pétalo se mueve fuera del espacio definido para la flor, esta desaparece. El juego permite definir características como la tasa de mutación (entre más alta, menos flores en la próxima generación serán parecidas a sus padres), el indicador de mutación controlada (si está activo, la mutación varía entre los individuos de la población), entre otras. Uno de los retos planteados aquí al jugador, es hacer que emerjan algunos patrones particulares de flores.

▪ Cooperation

En este modelo los agentes (vacas) compiten por un recurso natural (pasto). Quienes logren conseguir más alimento podrán reproducirse con más frecuencia, y así tener más éxito en el proceso evolutivo. El modelo incluye dos tipos de agentes: los codiciosos y los cooperativos; mostrando los resultados de utilizar dos diferentes estrategias por la población en competencia. Los agentes codiciosos se comen el pasto de su área de ubicación, sin importar la longitud de éste. Los agentes cooperativos, en cambio, no se comen el pasto que está por debajo de una altura límite, la cual determina la tasa de crecimiento del pasto en el futuro. Entre las variables que maneja el modelo están la altura límite del pasto, la probabilidad de crecimiento del pasto cortado por encima de la altura límite, la probabilidad de crecimiento del pasto cortado por debajo de la altura límite, variables relacionadas con la obtención y el consumo de energía de los agentes, así como también con su desplazamiento. En la Figura 8 puede verse la interfaz del juego.

Figura 8. Interfaz del Modelo Cooperation



Fuente: <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/>

CIRAD (Centre de coopération internationale en recherche agronomique pour le développement, Paris, France).

Dentro de CIRAD, el proyecto Green (renewable resource management and the environment) centra sus investigaciones en dos áreas: modos de apropiación (representación, acceso, uso, transferencia y distribución de recursos) y procesos para la toma de decisiones (interacciones entre los actores, con el fin de entender sus dinámicas y apoyar las negociaciones), y ha conducido trabajos en el campo del modelado y la simulación, orientados a las interacciones entre los recursos y las sociedades. Algunos modelos son referentes a la gestión de recursos renovables, otros al intercambio económico de productos agrícolas y recursos naturales, y otros a las dinámicas en el uso de las tierras. El objetivo de algunos de estos trabajos va más allá de la investigación, y contempla también la capacitación a los actores involucrados en los sistemas reales, intentando mejorar en ellos el entendimiento de la complejidad de estos sistemas y sus habilidades para la negociación y toma de decisiones teniendo en cuenta la sostenibilidad. En la simulación de la gestión colectiva de recursos, para la representación de las dinámicas espaciales y sociales combinan herramientas que manejen estructuras espaciales (como sistemas de información geográfica-GIS o software de análisis espacial) y herramientas que simulen interacciones (como autómatas celulares o sistemas multiagentes). Con la construcción de un mundo artificial se muestra cómo la diversidad de las dinámicas locales y los potenciales procesos regulatorios, pueden tener impacto a nivel regional y nacional. Como parte de los proyectos de investigación del Centro, se ha desarrollado una plataforma para el modelado y la simulación basada en agentes: CORMAS³⁹. A continuación, se presentan algunos modelos desarrollados por el Grupo con esta plataforma:

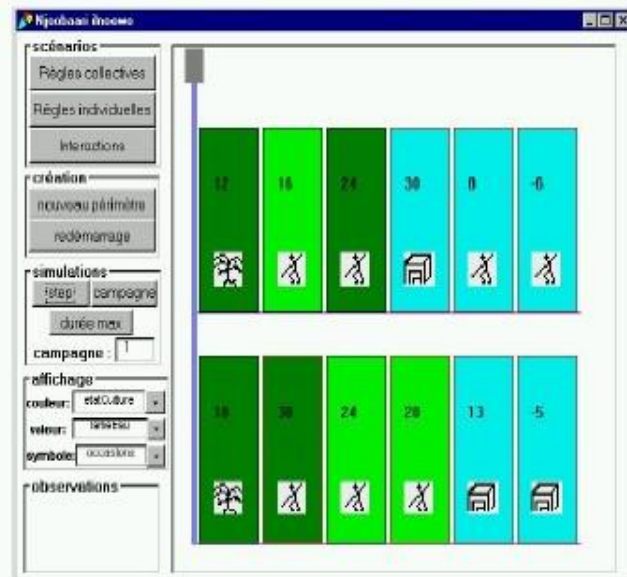
▪ SHADOC

Bousquet et al (2002), presentan una propuesta sobre el uso de modelos AB y los juegos de roles, para el estudio de la toma de decisiones colectivas en la gestión de recursos naturales, aplicando como enfoque para la gestión colectiva, la mediación patrimonial⁴⁰. El método utilizado consiste en el uso de juegos de roles para adquirir conocimiento, a partir del cual se construye (o se complementa) y se valida el modelo. En el juego el sistema multiagente toma vida: los jugadores se convierten en los agentes y sus roles en las reglas de juego, haciendo ajustes apropiados en el tamaño del sistema, dadas las limitantes con actores del mundo real. Los jugadores, actores en el sistema real, entienden el juego y el modelo correspondiente, y a través de su uso el conocimiento individual se convierte en conocimiento colectivo y encuentran formas de iniciar discusiones sobre el sistema real. SHADOC es un ejemplo de esta metodología, aplicada al caso específico de un sistema de irrigación, tomando como modelo un sistema del valle del río Senegal. La Figura 9 muestra la interfaz del modelo.

³⁹ <http://cormas.cirad.fr/en/demarch/histor.htm>

⁴⁰ La mediación, como método de negociación, hace uso de una tercera parte: el mediador, encargado de lograr acuerdos entre las partes involucradas en el proceso. La mediación patrimonial se centra en las obligaciones de los propietarios, más que en sus derechos, y promueve una visión común de sostenibilidad, que reconcilia necesidades y opiniones de varios actores. Bousquet et al (2002).

Figura 9. Interfaz del Modelo y Juego de Roles SHADOC



Fuente: <http://cormas.cirad.fr/en/demarch/histor.htm>

El agua y la infraestructura constituyen un recurso compartido, y los agricultores pertenecen a una variedad de organizaciones o grupos establecidos para otorgar créditos, administrar la infraestructura común y compartir el agua. Cada agricultor representa internamente las reglas de cada uno de los grupos a los que pertenece, y actúa de acuerdo a ellas. Al final de cada periodo, cada agente valora sus resultados y si su criterio de satisfacción no se cumplió, revisa los resultados de los otros agentes, y dependiendo de cómo opere su meta-regla para el aprendizaje, puede adoptar las reglas del agente con mejores resultados o con reglas más similares a las suyas. En las simulaciones, basadas en patrones de reglas y parámetros de comportamiento, se prueban los efectos de diferentes mecanismos de coordinación, a nivel individual y colectivo. En el modelo el sistema de irrigación está dividido en doce bloques, cada uno correspondiente a un agricultor, distribuidos en dos cursos de agua. Los colores (o niveles de gris) representan las etapas en el cultivo, los números el nivel de agua, y los símbolos los diferentes eventos.

El sistema ha sido utilizado en capacitaciones, para presentar la complejidad de administrar recursos renovables.

▪ OTROS MODELOS

También desarrollados en el grupo de investigación CIRAD y utilizando juegos de roles, están, entre otros, Stratagenes, Sylvopast, Mejan, Samba, y Selfcormas. Bousquet et al (2002).

3. REDISEÑO DE UN MICROMUNDO APLICANDO LA INTEGRACIÓN DE LOS DOS PARADIGMAS

3.1 CONSIDERACIONES

Partiendo del marco conceptual expuesto, que arroja luces sobre las características de cada uno de los dos paradigmas y de sus aportes en la comprensión de los sistemas complejos, así como también de las características que debe tener un ambiente de aprendizaje interactivo, en esta sección se presenta un conjunto de consideraciones para el diseño de un micromundo que combine SD y AB, orientado a facilitar el aprendizaje de los sistemas complejos, tratando de tomar ventaja de las características que pueda aportar la combinación en la potenciación de este aprendizaje.

Si desde cada paradigma existe una perspectiva y unas características que le aportan al otro, en el campo del entendimiento de los sistemas complejos y partiendo de que en un micromundo pueden coexistir varios modelos, ya sea de diferentes fenómenos o de diferentes partes de un mismo fenómeno, con una combinación de estos dos paradigmas podría lograrse:

- a) un efecto complementario, utilizando un paradigma para modelar una parte del sistema, y el otro para las otras partes, teniendo en cuenta las características propias de cada parte en la selección del paradigma, de manera que se puedan explotar las ventajas de cada paradigma en su aplicación.
- b) un efecto de triangulación⁴¹, modelando el mismo sistema con los dos paradigmas, lo que permitiría estudiar el sistema desde dos perspectivas y lograr un mejor entendimiento del problema.
- c) un efecto complementario iterativo, en el que, por tener poca información, para algunas partes del sistema se parte de un enfoque bottom-up, estocástico, y en la medida en que se vaya obteniendo información se vaya pasando a enfoques top-down más deterministas.

¿SD ó AB?

Una pregunta obligada sería ¿qué modelar con SD y qué con AB? Para responder esta pregunta se presenta a continuación una lista de consideraciones, elaborada con base en la bibliografía consultada para este trabajo, y agrupadas en dos grandes grupos: las relacionadas con el conocimiento que se tiene del fenómeno a modelar, y las relacionadas con el propósito del modelo.

⁴¹ Ver un mismo asunto desde varios ángulos. La aplicación de dos o más teorías o métodos en el estudio de un fenómeno.

¿Qué se sabe del fenómeno y de los individuos?

Tabla 2. SD ó AB, y el conocimiento que se tiene del fenómeno a modelar

Características del Fenómeno a Modelar	SD	AB	Observaciones
<p>Movilidad de los individuos o entidades, o incidencia de su ubicación espacial en el sistema.</p> <p>Ejemplos: La distancia que separa a los individuos puede incidir en sus interacciones sociales; la disponibilidad de recursos locales para los individuos de una especie, puede afectar sus probabilidades de reproducción.</p>		X	<p>¿Cómo determinar si un modelo es espacialmente explícito o si esta característica es requerida por el modelo?</p> <p>Para responder a esto, Michael Goodchild (en Center for the Study of Institutions, Population, and Environmental Change [CIPEC], 2002), sugiere realizar algunas preguntas, entre las cuales están: si los resultados varían bajo reubicación de los objetos de estudio; si la ubicación es incluida en la representación del sistema que está siendo modelado, en forma de coordenadas o propiedades espaciales como distancia; y si conceptos como ubicación o distancia aparecen directamente en el modelo, ya sea en expresiones algebraicas o en reglas de comportamiento.</p>
<p>Heterogeneidad de los individuos o entidades.</p> <p>Ejemplos⁴²: Los deseos y expectativas en un parque de diversiones, dependiendo de la conformación del grupo familiar; la toma de decisiones en la compra-venta de acciones, dependiendo del perfil del individuo o entidad inversionista; la lista de artículos a comprar en un supermercado, la cual varía para cada comprador.</p>	X	XX	<p>Es necesario analizar las consecuencias de los niveles de agregación en la estructura y el comportamiento del sistema, teniendo en cuenta que, en SD, los cambios o eventos sólo afectan el comportamiento del sistema, mientras en AB pueden afectar tanto su estructura como su comportamiento.</p> <p>El nivel de agregación de cada entidad, dependerá de cada modelo en particular. Podría no resultar práctico intentar representar cada entidad del sistema real como un individuo o agente independiente, o no resultar necesario si, a pesar de su heterogeneidad, esta no afecta la estructura futura del sistema, o si las diferencias individuales terminan cancelándose unas a otras en algún momento en el tiempo ⁴³.</p>
<p>Complejidad en el comportamiento de los individuos, incluyendo:</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ No linealidades y condiciones del tipo if-then. 	X	XX	<p>Aunque SD permite la representación matemática de no linealidades y condiciones del tipo if-then, la complejidad de esta representación crece exponencialmente con la complejidad de los comportamientos. ⁴⁴</p>

⁴² Bonabeau (2002b).

⁴³ Schieritz (2004).

⁴⁴ Bonabeau (2002a).

Características del Fenómeno a Modelar	SD	AB	Observaciones
<ul style="list-style-type: none"> Características de aprendizaje y adaptación 	X	XX	<p>Algunos individuos con características de adaptación, tienen la capacidad de cambiar sus estrategias de decisión y su comportamiento. Puede suceder que las actividades de los individuos generen cambios en el ambiente, y este, a su vez, afecte el comportamiento de los individuos.</p> <p>Si la adaptación implica modificar la estructura del sistema, SD no podría manejar esta característica, dado que en SD la estructura no puede ser modificada en el transcurso de la simulación. Pero sí podría manejarla, si la adaptación sólo implica cambios en el ciclo dominante generado por no linealidades (Schieritz & Milling, 2003, citando a Holland, 1975 y Forrester, 1987)⁴⁵.</p> <p>En AB, para el manejo de estas características se utilizan técnicas de inteligencia artificial, como redes neuronales y algoritmos genéticos⁴⁶.</p>
<ul style="list-style-type: none"> Características propias del comportamiento humano en sus relaciones sociales 	X	XX	<p>Las relaciones incluyen cooperación, negociación, subordinación y competencia, que implican estrategias de intervención social (Doran,2000).</p>
Complejidad de las interacciones entre los individuos, no entendible ni predecible fácilmente, o que requiere de ecuaciones diferenciales muy complejas para su representación matemática. ⁴⁷	X	XX	
Poca disponibilidad de información sobre los comportamientos de los individuos o de sus interacciones.	X	XX	<p>Cuando no se cuenta con la información disponible para estimar las relaciones macro (necesarias para construir la estructura del modelo en SD), AB es una mejor alternativa.⁴⁸</p> <p>⁴⁹</p>

⁴⁵ Schieritz (2004), muestra cómo un modelo en SD para el manejo de un proceso evolutivo específico, permite obtener los mismos resultados que el mismo modelo en AB. Si se intentara representar como un nivel “individual” en el modelo SD, a cada entidad que participa en un proceso evolutivo, esto podría llegar a ser inmanejable. Sin embargo, Schieritz presenta un diseño en SD en el que manejando sólo algunos subgrupos de entidades agregadas, es posible llegar a los mismos resultados que AB en un modelo que contiene procesos evolutivos que van determinando la composición de una población en el tiempo.

⁴⁶ Un algoritmo genético puede crear una nueva generación de agentes, que evolucionan a partir de sus ancestros.

⁴⁷ En AB, cuando estas interacciones pueden dar lugar al fenómeno emergente, es necesario tener un número suficiente de agentes en interacción, que conformen una masa crítica, de manera que se pueda obtener un patrón del fenómeno emergente.

⁴⁸ Para dar valor, en AB, a aquellos factores externos que aunque no fueron modelados inciden en los resultados, o a aquellos atributos que determinan la heterogeneidad de los agentes, se suelen utilizar distribuciones de probabilidad.

Características del Fenómeno a Modelar	SD	AB	Observaciones
--	----	----	---------------

Vale la pena resaltar, que la selección del paradigma depende del propósito del modelo, el cual determina las variables de interés y el nivel de precisión requerido. Es importante seleccionar un paradigma que tenga la capacidad de capturar esas variables de interés.

¿Qué se espera del modelo?

Tabla 3. SD ó AB, y lo que se espera del modelo

Propósito del Modelo	SD	AB	Observaciones
Aprendizaje. Mejorar el entendimiento de los sistemas complejos.	X	[X]	<p>En el caso de los ambientes interactivos orientados al aprendizaje, como el propósito es más el entendimiento que la predicción, la abstracción y simplicidad primarían sobre el detalle y la precisión. (Gilbert & Troitzsch, 2005).</p> <p>El alto nivel de agregación y la representación estructural del problema, hacen de SD una herramienta que puede facilitar la comunicación con el usuario involucrado en la comprensión de un problema del mundo real. (adaptado de Schieritz, 2004).</p> <p>Sobre SD y el aprendizaje hay varios trabajos de investigación disponibles, entre los cuales están Serman, 1994; Spector & Davidsen, 1998, y los citados en su artículo (Davidsen, 1993, 1994, 1996; Gonzalez & Davidsen, 1995; Gonzalez & Vavik, 1994); Sawicka & Molkenthin, 2005, y los citados en su artículo (Vicente 1996; Howie, Sy et al., 2000); que coinciden en el apoyo de SD al entendimiento de los sistemas complejos. Sin embargo, son pocos los trabajos sobre AB y sus aportes al aprendizaje; en el trabajo de Lorenz & Bassi (2005), los autores realizan un estudio para comparar los resultados de aplicar SD versus AB, en el entendimiento de los sistemas complejos.</p>
Exploración. Descubrimiento de nuevas relaciones y principios, y formalización de teorías.		X	Como en SD se requiere contar con información previa que permita construir la estructura del modelo, cuando esta no se

⁴⁹ La complejidad de los sistemas hace imposible conocer anticipadamente todas las formas de interacción, pues estas ocurrirán en momentos impredecibles, por razones impredecibles y entre componentes impredecibles; es más realista entonces diseñar los componentes con la capacidad de tomar decisiones sobre la naturaleza y el alcance de sus interacciones en tiempo de ejecución. (Jennings, 2000).

Propósito del Modelo	SD	AB	Observaciones
Predicción.	X		<p>tiene, AB es una alternativa que facilita explorar el comportamiento del modelo, a partir de procesos estocásticos.</p> <p>Hay dos razones principales por las que los modelos AB no están orientados a la predicción: ⁵⁰</p> <ul style="list-style-type: none"> - Los patrones y resultados de las interacciones, son impredecibles por naturaleza. (Los agentes deciden sobre sus interacciones en tiempo de ejecución, y estas dependen tanto del estado del agente como del ambiente, en el momento de tomar las decisiones). - Predecir el comportamiento global del sistema, con base en sus componentes, es difícil y en ocasiones imposible, por la posibilidad de un comportamiento emergente.

Con base en la bibliografía consultada, se elaboró la siguiente tabla como una aproximación a las ventajas que ofrece cada uno de los dos paradigmas, desde el punto de vista del aprendizaje, el modelado y la simulación. Sin embargo, con el caso de estudio que se tratará más adelante en el documento, se espera validar esta información.

Tabla 4. SD, AB, y sus ventajas desde el punto de vista del aprendizaje, el modelado y la simulación

Ventaja	desde el punto de vista del aprendizaje	desde el punto de vista del modelado	desde el punto de vista de la simulación
SD AB Permite mostrar cómo la interacción entre entidades, guiadas por reglas de comportamiento individuales, puede generar fenómenos o comportamientos colectivos, no predecibles (el fenómeno emergente). ^{51 52}	X		
AB Permite mostrar cómo pequeños cambios en el comportamiento individual, pueden tener un alto impacto en el comportamiento colectivo.	X		
AB Utiliza una forma natural de describir un sistema, pues individuos y eventos son	X	X	

⁵⁰ (Jennings, 2000)

⁵¹ Ventaja útil para el descubrimiento de nuevas relaciones y principios.

⁵² Mientras en AB estas entidades serían agentes con individualidad, en SD serían ciclos de realimentación

	Ventaja	desde el punto de vista del aprendizaje	desde el punto de vista del modelado	desde el punto de vista de la simulación
	conceptos usados comúnmente en el mundo real.			
AB	Permite una mirada a las organizaciones, desde las actividades y no desde los procesos [desde las decisiones individuales y no desde las políticas], siendo esta una forma más natural de describir un sistema. ^{53 54}	X		
AB	Permite modelar en forma más precisa los comportamientos estocásticos relacionados con el comportamiento de los agentes, pues la aleatoriedad puede ser aplicada en los lugares correctos, dada la individualidad de los agentes, mientras que en entidades agregadas se incluye como un término adicional en una ecuación de agregación. ⁵⁵		X	
AB	Permite modelar un gran número de agentes, cuando la heterogeneidad de éstos lo requiere, especialmente cuando se trata de fenómenos sociales. ⁵⁶		X	
AB	Facilita la inclusión de nuevas entidades en un modelo existente, así como también realizarle modificaciones, dado que los programas son modulares. Se pueden realizar cambios en una parte del modelo, sin necesidad de modificar las otras partes.		X	
AB	Su creación modular, permite la reutilización de componentes de otros modelos o del propio modelo.		X	
AB	Permite modelar la ubicación espacial de los agentes. Importante cuando estos tienen movilidad o cuando sus reglas de comportamiento están relacionadas con su ubicación espacial.	X	X	
AB	Permite representar los objetos de la animación como iconos animados.	X		

⁵³ Bonabeau (2002a)

⁵⁴ Se considera ventaja, siempre y cuando sea esta mirada la que se quiere proporcionar con el modelo.

⁵⁵ Bonabeau (2002a)

⁵⁶ Y esto es considerado, en la comunidad AB, una ventaja de AB sobre SD. (Epstein, 1999 citado en Schieritz, 2004).

	Ventaja	desde el punto de vista del aprendizaje	desde el punto de vista del modelado	desde el punto de vista de la simulación
SD	Generalmente los modelos en SD pueden ser simulados más rápidamente que los modelos AB. ⁵⁷			X
SD	El esfuerzo de modelado en SD puede ser considerablemente menor en SD que en AB. ⁵⁸ El modelo en AB requiere de un trabajo interdisciplinario que reúna la experiencia técnica para la construcción del modelo y la experiencia en ciencias sociales para analizar el sistema (Doran, 2000).		X	
SD	Permite identificar y entender las estructuras causales existentes en un sistema, lo que para la comunidad de SD es un factor crítico en el aprendizaje de los sistemas dinámicos. ⁵⁹	X		
AB	Los lenguajes de programación son más expresivos y menos abstractos que la mayoría de técnicas matemáticas ⁶⁰ .		X	
AB	Los programas manejan más fácilmente que las ecuaciones matemáticas, los procesos paralelos y los procesos que no cuentan con un orden de acciones bien definido ⁶¹ .		X	
AB	Las características del modelo, e incluso su estructura, pueden variar dinámicamente en tiempo de simulación. Pueden crearse o destruirse entidades dinámicamente, cambiar su interconexión o sus características.		X	X

⁵⁷ Lorenz and Bassi, 2005; Schieritz, 2004.

⁵⁸ Lorenz and Bassi, 2005.

⁵⁹ Sawicka & Molkenthin, 2005, presentan esta como una característica necesaria en los ambientes interactivos de aprendizaje o “simuladores de caja transparente”, y mencionan los trabajos de otros autores sobre la efectividad de estos simuladores en el aprendizaje.

⁶⁰ Gilbert and Troitzsch, 2005.

⁶¹ Gilbert and Troitzsch, 2005.

3.2 HIPÓTESIS

Con base en la revisión del estado del arte, en donde algunos trabajos sugieren potencialidades de integración de los dos paradigmas, y teniendo en cuenta las consideraciones de integración planteadas en el punto 3.1 de este documento, las cuales contemplan características sugeridas de cada uno de los dos paradigmas, sus aportes en la comprensión de los sistemas complejos y las características de un ambiente de aprendizaje interactivo, la hipótesis en la que estará basado el experimento, es que un ambiente de aprendizaje interactivo orientado al entendimiento de los sistemas complejos, podría alcanzar mejor su objetivo de aprendizaje si integrara SD y AB, que si utilizara solamente SD ó AB.

3.3 CASO DE ESTUDIO

El caso de estudio seleccionado para el rediseño integrando SD y AB, es *Fishbanks* (Banco de Peces), juego de roles creado por el profesor Dennis Meadows en 1980, que recrea *el dilema de los comunes*, en el cual los jugadores administran compañías pesqueras e intentan maximizar sus activos, en un entorno con recursos naturales renovables y competencia económica. Las decisiones tomadas por las compañías tienen un efecto en los recursos, así como también repercusiones económicas en cada compañía. El juego permite estudiar, en un ambiente virtual con una escala anual, los efectos a largo plazo de estas decisiones.

El Dilema de los Comunes

El dilema de los comunes se da cuando chocan los intereses individuales con los colectivos, en el uso de un recurso común. Si el recurso común es renovable, su nivel de explotación debe tener un límite para ser sostenible: el máximo posible que, después del proceso de renovación, logre mantener el tamaño original del recurso. Pero cómo conseguir que los individuos elijan el interés común sobre el individual, y hagan una explotación sostenible de los recursos?

La educación juega un papel importante en la concientización sobre la necesidad del uso sostenible de los recursos comunes, para evitar una sobreexplotación que disminuya la disponibilidad del recurso para la generación actual y, lo que es peor, que agote totalmente el recurso eliminando su disponibilidad para una generación futura. Dos escenarios que terminan afectando, negativamente, tanto los intereses individuales como los colectivos.

¿Por qué se seleccionó este caso de estudio?

A partir de las consideraciones de integración planteadas en el punto 3.1 de este documento, teniendo en cuenta el fenómeno a modelar y el propósito del modelo, se seleccionó *Fishbanks* como caso de estudio, porque las características del modelo permiten la adopción de un enfoque multiparadigma complementario, en donde el modelo del sistema puede ser subdividido en dos submodelos, cada uno con características muy propias de uno u otro paradigma: un submodelo en AB, con agentes heterogéneos que eligen estrategias de juego y toman decisiones, y presentan un comportamiento variable en el tiempo; y un submodelo en SD, con elementos homogéneos y un comportamiento

predeterminado. Adicionalmente, es un micromundo educativo, que permite a los usuarios, organizados en grupos de trabajo, experimentar los beneficios de la solución colaborativa de problemas, adquirir habilidades de negociación, comprender las complejidades existentes en el manejo de los recursos naturales y los patrones contra-intuitivos del comportamiento de los sistemas complejos.

3.4 MODELADO Y SIMULACIÓN

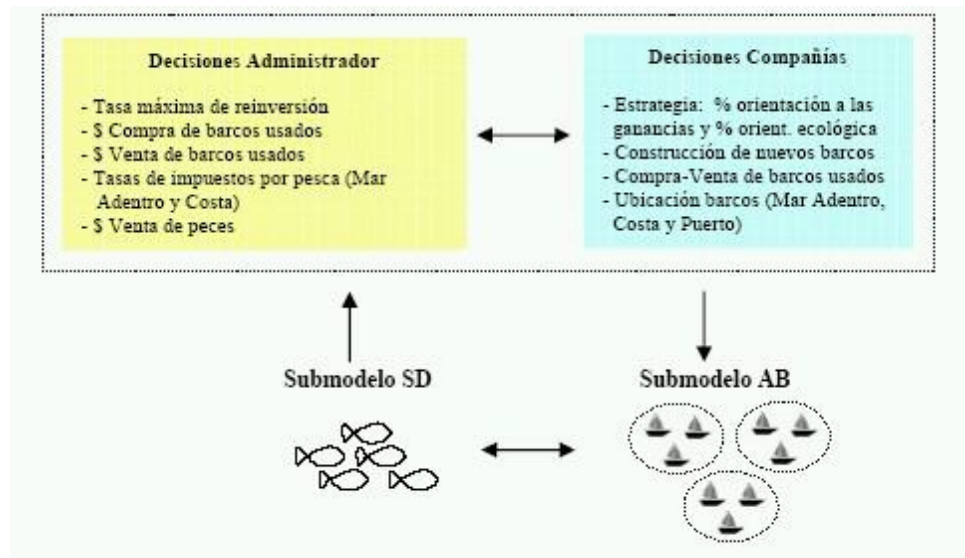
Selección de la Herramienta

En la selección de la herramienta de modelado y simulación se tuvo en cuenta que se tratara de software libre, multiplataforma, que permitiera y facilitara la integración de los dos paradigmas (SD y AB), que tuviera facilidades para el modelado de sistemas sociales, y que su curva de aprendizaje no fuera muy pronunciada. Con base en estos criterios se seleccionó NetLogo⁶².

Submodelos

A partir del juego de roles del Banco de Peces se construyó un modelo híbrido, con características adicionales al juego original, que consta de dos submodelos: un submodelo en AB para representar las compañías y sus diferentes estrategias, y un submodelo en SD para representar el ambiente natural de los bancos de peces con el que interactúan estas compañías.

Figura 10. Caso de Estudio. Propuesta de Integración SD y AB

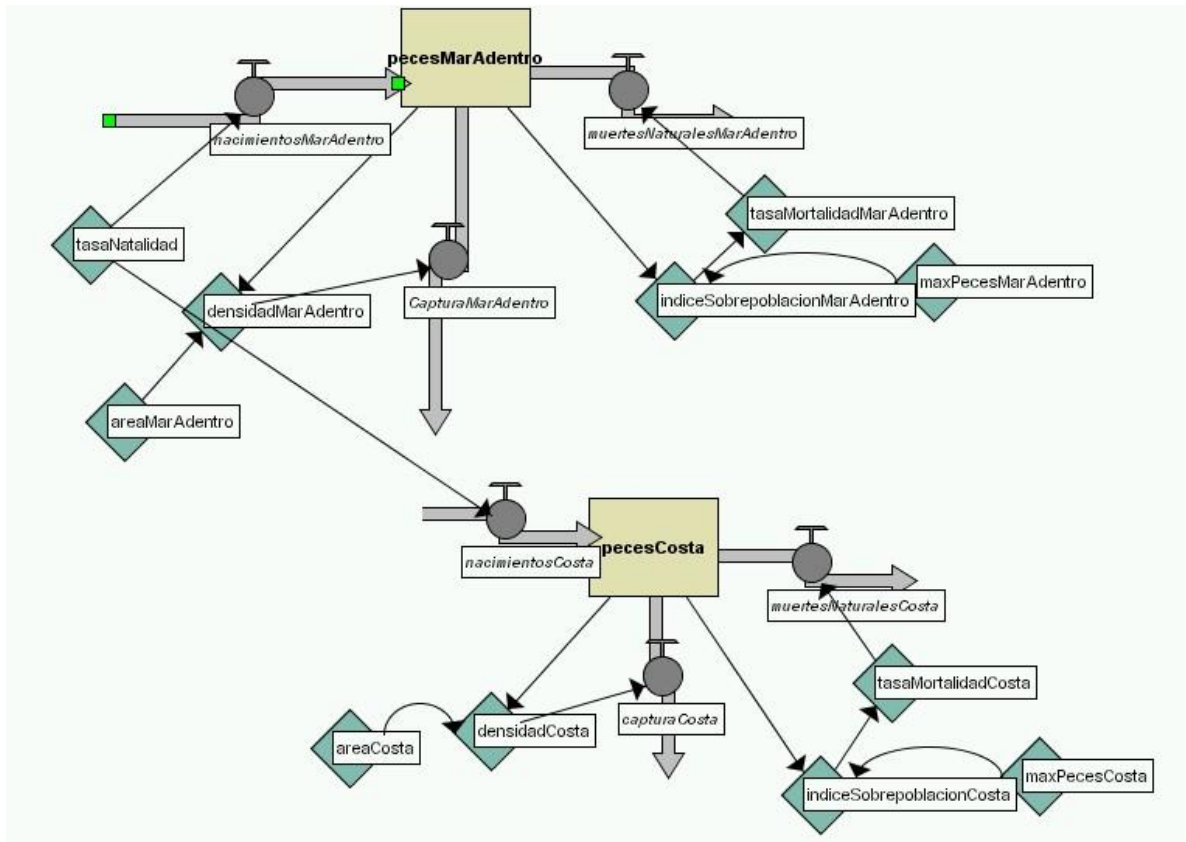


⁶² software para modelado y simulación de fenómenos naturales y sociales, creado por Uri Wilensky en 1999, es multiplataforma y está escrito totalmente en Java. Se encuentra en continuo desarrollo por el CCL – Center for Connected learning and Computer-Based Modeling (Centro para el aprendizaje conectado y el modelado basado en computador).

Mientras el comportamiento del submodelo del ambiente natural es predecible (sin contemplar el factor pesca), conocidas las tasas de regeneración y muerte natural de los peces, el comportamiento del submodelo de las compañías es impredecible, pues depende de las estrategias utilizadas por las compañías en cada escenario.

Submodelo en SD

Figura 11. Submodelo en SD



Fuente: micromundo implementado en NetLogo, como parte de este trabajo.

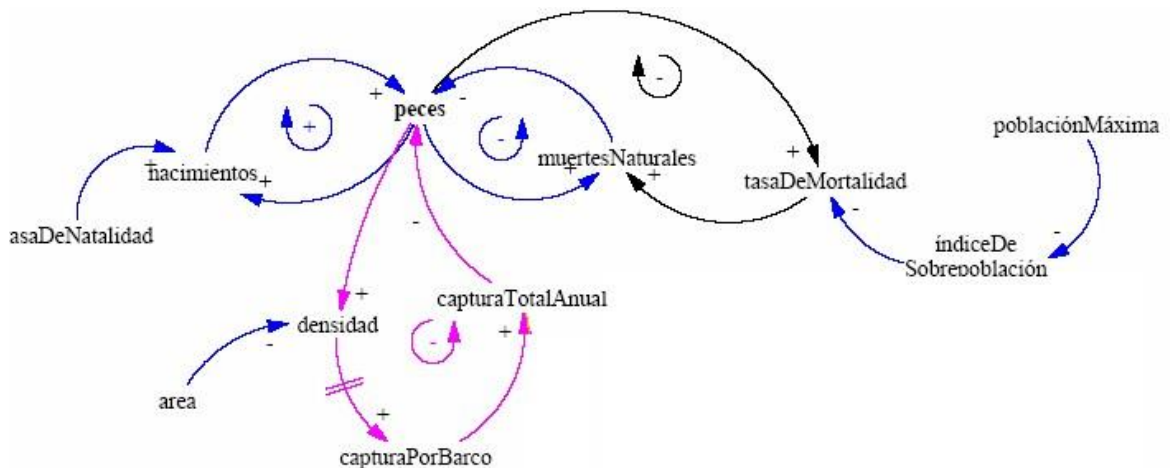
La figura 11 muestra el submodelo en SD con dos niveles: **pecesMarAdentro** y **pecesCosta**, los cuales representan las poblaciones de peces existentes en los dos bancos de peces. En el modelo se asume una población óptima de peces en cada banco, que se mantendría si estuviera afectada sólo por las tasas de natalidad y muerte por causas naturales. Sin embargo, cuando entra en juego la industria pesquera, este equilibrio natural se rompe, llegando a afectar drásticamente las posibilidades de regeneración de los peces.

Estos niveles están afectados por tres flujos: nacimientos, muertesNaturales y captura. El flujo de nacimientos depende de una tasa de natalidad fija para efectos del modelo. El flujo de muertes naturales depende en cambio de una tasa de mortalidad que no es fija, sino determinada por el índice de sobrepoblación, de manera que cuando no hay sobrepoblación se den más nacimientos que muertes, y cuando hay sobrepoblación se dé

lo contrario. El flujo captura está determinado por la industria pesquera, y en el modelo es calculado por el submodelo AB; este es el punto de conexión entre los dos submodelos.

Alrededor de cada uno de estos dos niveles se pueden observar 4 ciclos de realimentación:

Figura 12. Ciclos de Realimentación en el Submodelo en SD



- Un ciclo positivo: a más nacimientos, más peces.
- Un primer ciclo negativo: a más muertes naturales, menos peces.
- Un segundo ciclo negativo: a mayor población, mayor tasa de mortalidad por sobrepoblación, más muertes naturales y menos peces.
- Un tercer ciclo negativo, determinado por la captura de peces: a mayor población de peces, mayor densidad, lo que posibilita una mayor captura, que lleva finalmente a disminuir el número de peces.

En la figura se observa también un efecto de retardo o demora, entre densidad y capturaPorBarco, que representa cómo la captura esperada por la compañía pesquera se ve afectada por la densidad poblacional existente en el banco de peces en el momento efectivo de la pesca.

Las siguientes son las ecuaciones para el submodelo en SD, relacionadas con el banco de peces mar adentro:

$$\text{areaMarAdentro} = \text{numCias} * 100$$

$$\text{maxPecesMarAdentro} = \text{numCias} * 1000$$

pecesMarAdentro = maxPecesMarAdentro * 0.7 // valor inicial de peces en el modelo, estimado como el 70% del valor máximo, para efectos de calibración.

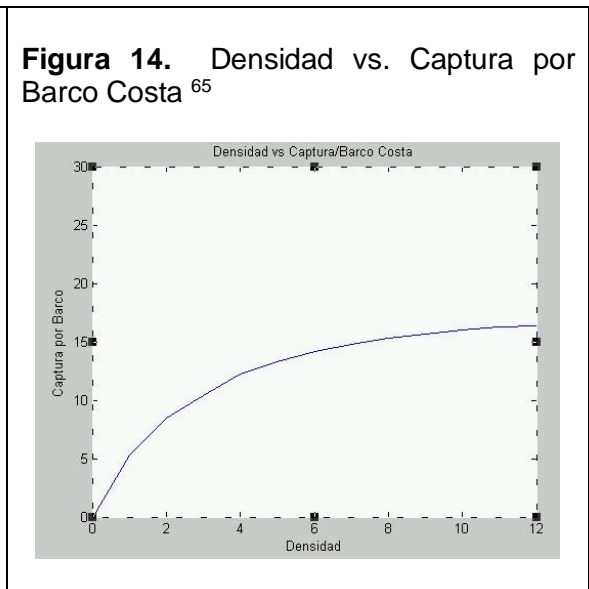
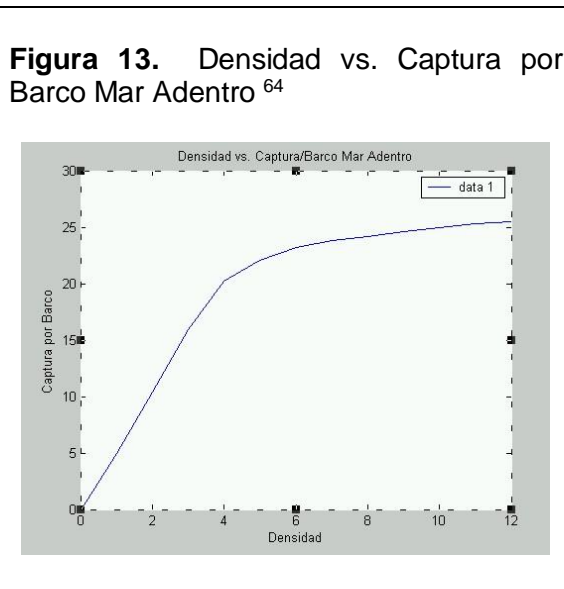
densidadMarAdentro = pecesMarAdentro / areaMarAdentro

indiceSobrepoblacionMarAdentro = pecesMarAdentro / maxPecesMarAdentro

tasaNatalidad = 6 // suponiendo que el 50% de la población de peces es hembra y que de un pez hembra nacen 12 peces cada año.

nacimientosMarAdentro = pecesMarAdentro * tasaNatalidad

tasaMortalidadMarAdentro⁶³ =
 (0.83 * (indiceSobrepoblacionMarAdentro ^ 3)) +
 (0.076 * (indiceSobrepoblacionMarAdentro ^ 2))
 (- 0.1 * (indiceSobrepoblacionMarAdentro)) + (5.2)



Las variables que representan la máxima población y el área, están definidas de manera que la densidad máxima, peces/area, sea 12, de acuerdo con la gráfica densidad versus

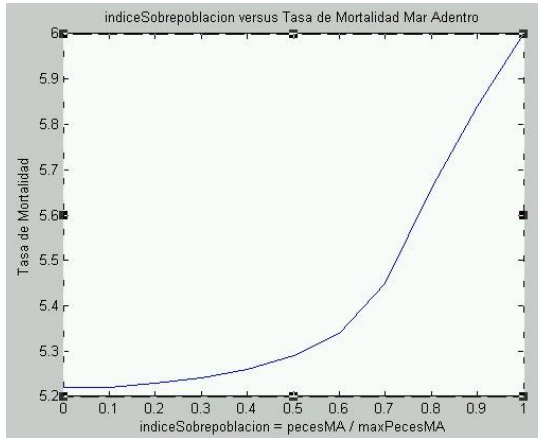
⁶³ tomando el conjunto de puntos de la gráfica para Captura por Barco Mar Adentro, en el modelo de Meadows, con la ayuda de MatLab 6.5 se halló la ecuación correspondiente para tasa de mortalidad por causas naturales no asociadas con la pesca.

⁶⁴ La gráfica se obtuvo con la ayuda de Matlab versión 6.5. Los puntos a partir de los cuales se determinó la gráfica, fueron tomados del modelo original del micromundo Fishbanks de Dennis Meadows.

⁶⁵ La gráfica se obtuvo con la ayuda de Matlab versión 6.5. Los puntos a partir de los cuales se determinó la gráfica fueron estimados proporcionalmente, considerando una menor área para el banco de peces ubicado en la costa y manteniendo la relación para densidad máxima, peces/area, igual a 12.

captura por barco, y teniendo en cuenta el número de compañías, para efectos de calibración del juego.

Figura 15. Índice de Sobrepopulación versus Tasa de Mortalidad Mar Adentro ⁶⁶



$\text{muertesNaturalesMarAdentro} = \text{pecesMarAdentro} * \text{tasaMortalidadMarAdentro}$

Submodelo en AB

Con el avance de la investigación hasta este momento, podía verse que para representar las compañías pesqueras y sus decisiones, el mismo submodelo que quería construirse en AB podía construirse también en SD, aunque en SD esto implicara la construcción de n submodelos, con n niveles, uno por cada compañía pesquera.

Para efectos de simulación, si se realizaba una simulación continua, en donde el mismo sistema simulara la toma de decisiones periodo a periodo, se obtendrían los mismos resultados, independiente de si el submodelo era construido con SD ó con AB⁶⁷, y la diferencia de paradigma no sería entonces representativa en el proceso de aprendizaje del usuario o jugador.

Con base en este análisis, y teniendo en cuenta la hipótesis que se pretendía probar, sobre el efecto de la integración de los dos paradigmas en el entendimiento de los sistemas complejos, se decidió construir una simulación participativa, en ambiente cliente-servidor, con la ayuda de la herramienta HubNet⁶⁸ de NetLogo, en donde los jugadores, asumiendo los roles de compañías, pudieran tomar directamente las decisiones de las compañías en cada periodo simulado.

En el ejercicio implementado se contemplaron los siguientes tipos de agentes: compañías, barcos a Mar Adentro, barcos a Costa, peces en Mar Adentro y peces en Costa. El

⁶⁶ La gráfica se obtuvo con la ayuda de Matlab versión 6.5

⁶⁷ Siempre y cuando no se incluyeran reglas para toma de decisiones inteligentes en el modelo AB, haciendo uso de las características de aprendizaje que pueden tener los agentes.

⁶⁸ Herramienta orientada a simulaciones participativas en el aula de clase, utilizando computadores en red, en donde los estudiantes pueden controlar los agentes durante la simulación.

propósito de representar barcos y peces como agentes, era el de permitir a los usuarios la visualización de estos agentes durante la simulación, ubicándolos en un espacio 2D con coordenadas x,y.

cias compañías. En el ambiente cliente/servidor, cada equipo en el juego desempeña el rol de una compañía. Las compañías pueden ingresar al ambiente de simulación y salir de él en cualquier momento.

Decisiones:

- Definir la estrategia de juego: orientado a las ganancias, al equilibrio ecológico, o una estrategia combinada.
- Solicitar la construcción de nuevos barcos
- Comprar barcos usados
- Vender barcos
- Enviar barcos a Mar Adentro
- Enviar barcos a Costa
- Dejar barcos en puerto

barcosMA barcos enviados a Mar Adentro por las compañías. Tratados como agentes, para su representación gráfica

barcosC barcos enviados a Costa por las compañías. Tratados como agentes, para su representación gráfica

pecesMA peces en MarAdentro. Tratados como agentes para su representación gráfica, y dependen totalmente del submodelo en dinámica de sistemas.

pecesC peces en Costa. Tratados como agentes para su representación gráfica, y dependen totalmente del submodelo en dinámica de sistemas.

Además de estos agentes, en el sistema hay un actor más. Se trata del administrador del juego:

Administrador Administrador del juego, quien puede modificar los valores de variables de decisión a partir de las cuales se definen los escenarios.

Decisiones:

Definir la tasa máxima de reinversión, la cual determina la reinversión máxima que podría hacer una compañía que elija una estrategia orientada 100% a las ganancias.

Tasa de impuesto por pesca Mar Adentro

Tasa de impuesto por pesca en la Costa

Precio de compra barcos

Precio de venta barcos

Precio de venta peces

Si visualizar o no los bancos de peces en el espacio 2D

Adicionalmente al submodelo AB en ambiente cliente-servidor, y con el propósito de ampliar la experiencia de diseño para revisar en la práctica las ventajas y desventajas desde el punto de vista del modelador, se hizo el ejercicio de lo que sería el análisis y diseño del sistema multiagente, si no se tratara de una simulación participativa, como puede verse en el Anexo A.

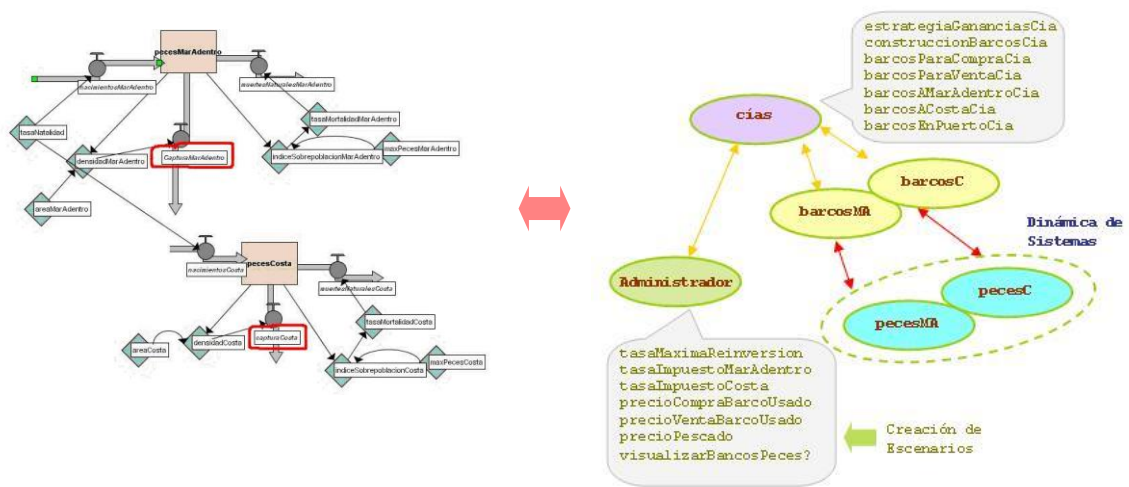
Con respecto al Anexo A, cabe mencionar que son varias las metodologías propuestas para el desarrollo de sistemas multiagente⁶⁹. Para el caso de estudio se utilizó la metodología GAIA, basada en la definición de Zambonelli, Jennings & Wooldridge (2003), según la cual un sistema multiagente puede ser concebido en términos de una sociedad organizada de individuos, en donde cada agente juega roles específicos e interactúa con otros agentes de acuerdo con protocolos determinados por los roles de los agentes involucrados.

En el ejercicio del Anexo A se contemplaron cinco tipos de agentes: Compañías pesqueras, Astillero, Subastador, Comprador de peces, y Administrador del juego; y se incluyó el manejo de subastas y de negociaciones entre compañías.

Implementación

El sistema contiene entonces dos subsistemas: el subsistema de agentes, que representa las compañías, sus estrategias y decisiones, y el subsistema físico, que describe las características y el comportamiento del ambiente natural de los bancos de peces con el que interactúan las compañías.

Figura 16. La Implementación y la interacción entre los subsistemas físico y de agentes



En la Figura 16, las dos variables resaltadas en el subsistema físico corresponden a los puntos de interacción de este subsistema con el subsistema de agentes, es decir, el punto de interacción de las compañías con el ambiente.

Al iniciar la ejecución el subsistema de agentes activa al subsistema físico, y durante el proceso de simulación se da el intercambio de información entre los dos subsistemas, que

⁶⁹ En el trabajo de Julián & Botti (2003), los autores realizan un análisis y un estudio comparativo de diferentes metodologías para el desarrollo de sistemas multiagente.

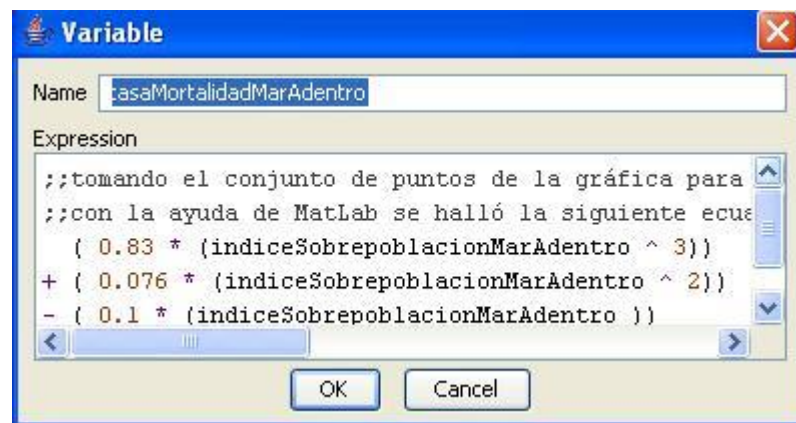
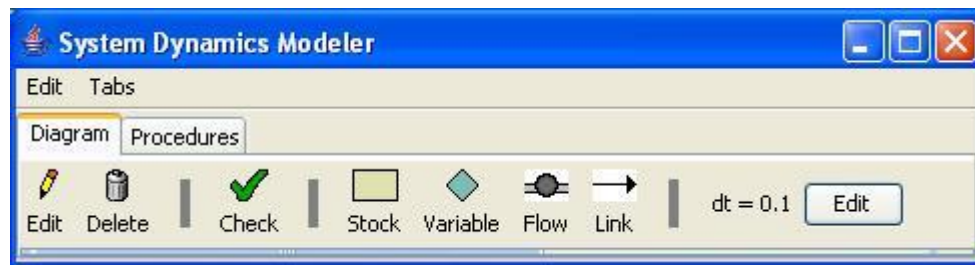
actualiza los valores en el sistema en cada periodo o diferencial de tiempo definido en el subsistema físico.

La herramienta seleccionada, Netlogo, posee características para el modelado de sistemas complejos y permite combinar modelos basados en agentes y modelos basados en dinámica de sistemas, y explorar la influencia de las interrelaciones entre el subsistema físico y el subsistema de agentes.⁷⁰

Definición del submodelo SD

Netlogo proporciona una herramienta gráfica para el modelado de sistemas en SD, facilitando la creación de niveles, flujos y variables auxiliares, y las ecuaciones asociadas.

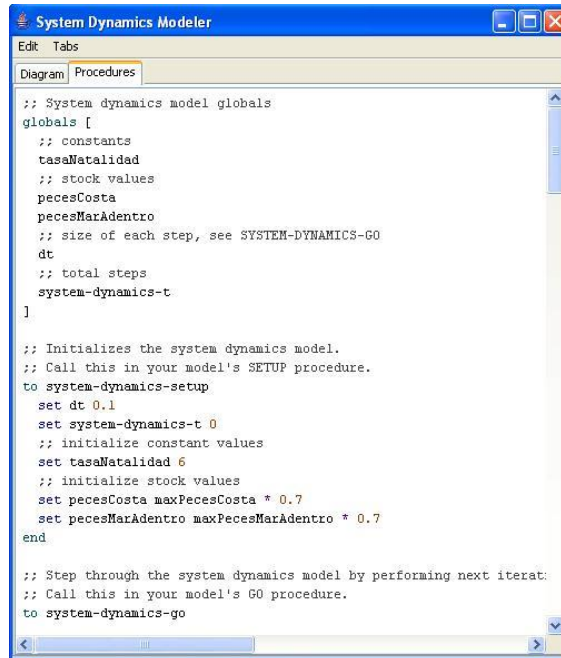
Figura 17. Interfaz gráfica de Netlogo para la creación de modelos en SD



A partir del modelo gráfico, se genera también un código fuente asociado.

⁷⁰ Netlogo es una herramienta de modelado y simulación escrita en Java, multiplataforma, con un lenguaje de programación propio y características específicas para el modelado basado en agentes.

Figura 18. Código fuente asociado con el modelo en SD



```
System Dynamics Modeler
Edit  Tabs
Diagram  Procedures

;; System dynamics model globals
globals [
  ;; constants
  tasaNatalidad
  ;; stock values
  pecesCosta
  pecesMarAdentro
  ;; size of each step, see SYSTEM-DYNAMICS-GO
  dt
  ;; total steps
  system-dynamics-t
]

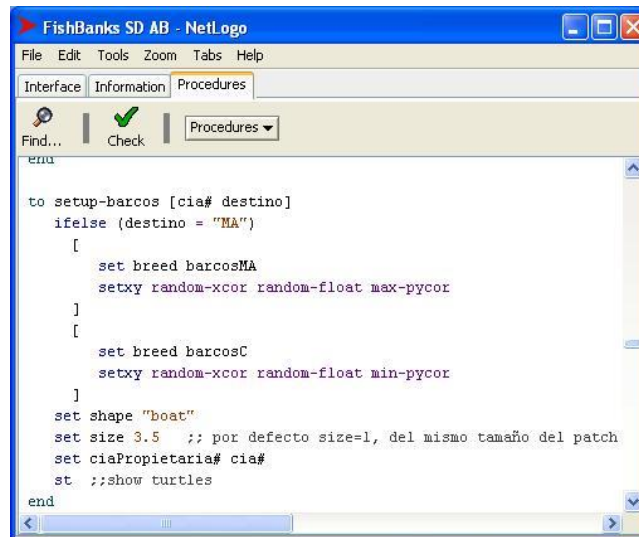
;; Initializes the system dynamics model.
;; Call this in your model's SETUP procedure.
to system-dynamics-setup
  set dt 0.1
  set system-dynamics-t 0
  ;; initialize constant values
  set tasaNatalidad 6
  ;; initialize stock values
  set pecesCosta maxPecesCosta * 0.7
  set pecesMarAdentro maxPecesMarAdentro * 0.7
end

;; Step through the system dynamics model by performing next iteration.
;; Call this in your model's GO procedure.
to system-dynamics-go
```

Definición del submodelo AB

A diferencia del modelado en SD, que se hace en forma gráfica, en Netlogo el modelado en AB se realiza con código, utilizando la sintaxis del lenguaje propio de Netlogo.

Figura 19. Código fuente asociado con el modelo en AB



```
FishBanks SD AB - NetLogo
File Edit Tools Zoom Tabs Help
Interface Information Procedures
Find... Check Procedures

end

to setup-barcos [cia# destino]
  ifelse (destino = "MA")
  [
    set breed barcosMA
    setxy random-xcor random-float max-pycor
  ]
  [
    set breed barcosC
    setxy random-xcor random-float min-pycor
  ]
  ]
set shape "boat"
set size 3.5 ;; por defecto size=1, del mismo tamaño del patch
set ciaPropietaria# cia#
st ;;show turtles
end
```

– Definición de variables

En un modelo AB, la estructura básica interna es la misma para cada agente, pero los valores de los parámetros son propios de cada instancia, lo que permite definir características individuales para cada uno.

Variables globales // comunes a todas las compañías

saldolni //saldo con el que inicia cada compañía
barcosIni //número de barcos con los que inicia cada compañía
precioBarcoNuevo //precio de mandar a construir un nuevo barco
precioSalvamento //precio de salvamento por barco
costoOperacionMarAdentro //costos de operación por cada barco enviado a Mar Adentro
costoOperacionCosta // costos de operación por cada barco enviado a Costa
costoOperacionPuerto // costos de operación por cada barco dejado en Puerto
tasaIntSaldoPositivo //tasa de interés sobre saldos, si el balance es positivo.
tasaIntSaldoNegativo //tasa de interés sobre saldos, si el balance es negativo.
minParaRegeneracionMA //población mínima de peces para regeneración natural MA
minParaRegeneracionC //población mínima de peces para regeneración natural en Costa

//variables para la creación de escenarios por parte del administrador

visualizarBancosPeces? //permite activar y desactivar la visualización de los agentes peces
//y barcos, en los bancos de peces, para estudiar su efecto en el juego
tasaMaximaReinversion //porcentaje máximo de reinversión de las ganancias.
//a partir de este valor, cada compañía define su estrategia de juego
tasaImpuestoMarAdentro
tasaImpuestoCosta
precioCompraBarcoUsado
precioVentaBarcoUsado
precioPescado

//variables que tomarán valores totales considerando todas las compañías

totalBarcosMarAdentro
totalBarcosCosta
totalBarcosPuerto
totalCapturaMarAdentro //"*capturaMarAdentro*" en el submodelo en SD
totalCapturaCosta //"*capturaCosta*" en el submodelo en SD
capturaPorBarcoMA
capturaPorBarcoC
totalSaldos

//variables para control de jugadores (compañías) en el ambiente cliente-servidor

colores //lista con los colores que serán utilizados por cada jugador-compañía
colores-nombres //lista con los nombres de los colores
colores-num //número de colores en la lista de colores
colores-usados //lista con los colores ya asignados a algunos jugadores-compañías

//otras variables

periodo

Variables de cada agente compañía

user-id //identificación de cada agente compañía
estrategiaGananciasCia //porcentaje de inversión que determina la estrategia:
//ganancias, ecológica o proporcional ganancias y ecológica
construccionBarcosCia //decisión sobre el número de barcos nuevos a construir
barcosParaCompraCia //decisión sobre el número de barcos usados a comprar
barcosParaVentaCia //decisión sobre el número de barcos usados a vender
barcosAMarAdentroCia //decisión sobre el número de barcos para enviar a MA
barcosACostaCia //decisión sobre el número de barcos para enviar a Costa
barcosEnPuertoCia //decisión sobre el número de barcos para dejar en puerto

//variables auxiliares
CapacidadCompraCia //capacidad de compra, de acuerdo con la tasa máxima de
// reinversión determinada por el administrador, y la estrategia

//variables para desplegar los resultados del periodo:
capturaMarAdentroCia
capturaCostaCia
ventaPecesCia
compraBarcosNuevosCia
compraBarcosUsadosCia
ventaBarcosUsadosCia
costosOperacionMACia
costosOperacionCCia
costosOperacionPCia
impuestosMACia
impuestosCCia
interesesCia
saldoAnteriorCia
saldoCia
barcosCia
activosCia // $\text{saldoCia} + (\text{barcosCia} * \text{precioSalvamento})$

Variables de cada agente barco

ciaPropietaria#

Peces

Los conjuntos de agentes de los peces, pecesMA y pecesC, representan la población de peces existente en los bancos de peces, Mar Adentro y Costa, respectivamente, población calculada en el submodelo en SD, en cada periodo simulado, y entre sus propiedades están las coordenadas x , y , que permiten su ubicación aleatoria en el panel visual.

– Creación de Conjuntos de Agentes

Con el comando breed, se crea un conjunto de agentes automáticamente, quedando disponibles nuevas primitivas: create-barcos, create-custom-barcos, hatch-barcos, sprout-barcos, barcos-here, barcos-at, barcos-on, is-a-barcos? barcos-own

breed [cias cia]	<i>compañías - usuarios</i>
breed [barcosMA barcoMA]	<i>barcos enviados a Mar Adentro</i>
breed [barcosC barcoC]	<i>barcos enviados a Costa</i>
breed [pecesMA pezMA]	<i>peces MarAdentro</i>
breed [pecesC pezC]	<i>peces Costa</i>

– Definición de variables propias de un agente

```
cias-own [  
  user-id //ingresado por el usuario al dar login; identifica a cada compañía  
  //variables sliders en la aplicación cliente:  
  estrategiaGananciasCia  
  construccionBarcosCia  
  barcosParaCompraCia  
  barcosParaVentaCia  
  barcosAMarAdentroCia  
  barcosACostaCia  
  barcosEnPuertoCia  
  
  //variables auxiliares  
  CapacidadCompraCia //según su estrategia y tasa máxima de reinversión  
  ingresosCia  
  egresosCia  
  error-validacion  
  
  //variables monitores en la aplicación cliente, para desplegar resultados del periodo:  
  capturaMarAdentroCia  
  capturaCostaCia  
  ventaPecesCia  
  compraBarcosNuevosCia  
  compraBarcosUsadosCia  
  ventaBarcosUsadosCia  
  costosOperacionMACia  
  costosOperacionCCia  
  costosOperacionPCia  
  impuestosMACia  
  impuestosCCia  
  interesesCia  
  saldoAnteriorCia  
  saldoCia  
  barcosCia  
  activosCia //saldoCia + (barcosCia * precioSalvamento)  
]
```

– Adición de un agente

```
to add-new-company [ id ]
  create-custom-cias 1 //primitiva, consecuencia de breed
  [
    set user-id id
    set-unique-color
    setup-cias
    do-plots-equipos //plots temporales para cada equipo
    send-system-info
  ]
end
```

– eliminación de un agente

```
to remove-company [ id ]
  let old-color 0
  ask cias with [user-id = id]
  [
    set old-color color
    ask mis-barcosMA [ die ]
    ask mis-barcosC [ die ]
    die
  ]
  if not any? cias with [color = old-color]
    [ set colores-usados remove (position old-color colores) colores-usados ]
end
```

– Visualización de agentes en el espacio 2D

```
to mostrar-peces
  ask barcosMA [die]
  ask pecesMA [die]

  create-pecesMA pecesMarAdentro //en donde pecesMarAdentro es una variable del modelo
  //en Dinámica de Sistemas

  ask pecesMA
  [
    setxy random-xcor random-float max-pycor
    set shape "fish"
    set color blue + 2
    set size 1
  ]

  (...)

end
```

– Animación de agentes en el espacio 2D

```
to mover-figuras
ask pecesMA
[
  set heading (random 180) ;;45
  forward 1 //la figura avanza un paso hacia adelante

  ifelse patch-at (world-width - xcor) (world-height - ycor) = nobody
  [ hide-turtle ]
  [ setxy random-xcor random-float max-pycor
    forward 1
    show-turtle ]
]
```

– Procesamiento al finalizar cada periodo simulado

```
to period-process
ifelse (any? cias with [error-validacion = true])
[
  user-message "aún persiste al menos un error !"
  stop
]
[
  set periodo (periodo + 1)
  calcular-captura-total
  ask cias
  [
    balance-periodo
    recibir-construccion //los barcos nuevos se reciben al finalizar el periodo, para iniciar el
                        //sgte, pero no incurrn en costos de operación en el periodo actual
    set error-validacion false

    //actualización de gráficas de comportamiento
    plot-value-equipos "Barcos MA" barcosAMarAdentroCia
    plot-value-equipos "Barcos C" barcosACostaCia
    plot-value-equipos "Captura MA" capturaMarAdentroCia
    plot-value-equipos "Captura C" capturaCostaCia
    plot-value-equipos "Saldo" saldoCia
    send-cia-info
  ]
  system-dynamics-go //regeneración natural de peces - captura por barcos
  system-dynamics-do-plot
  do-plots
]
end
```

El Enfoque Cliente / Servidor con Netlogo Hubnet

HubNet es una herramienta de NetLogo orientada a simulaciones participativas, en las cuales cada uno de los usuarios, o grupos de usuarios, controla una parte del sistema desde un equipo individual conectado en red.

Estas simulaciones están basadas en la arquitectura cliente servidor. El líder de la actividad ejecuta la aplicación NetLogo y desde allí ejecuta una actividad HubNet. Los usuarios ejecutan una aplicación cliente para conectarse e interactuar con el servidor HubNet.

Durante la simulación, desde el equipo servidor el líder del juego puede moverse, entre otras, en tres ventanas: Interfaz del juego en la aplicación servidor, Modelo en SD, y la ventana para el control de usuarios.

Figura 20. Enfoque Cliente/Servidor. Ventanas para el líder del juego

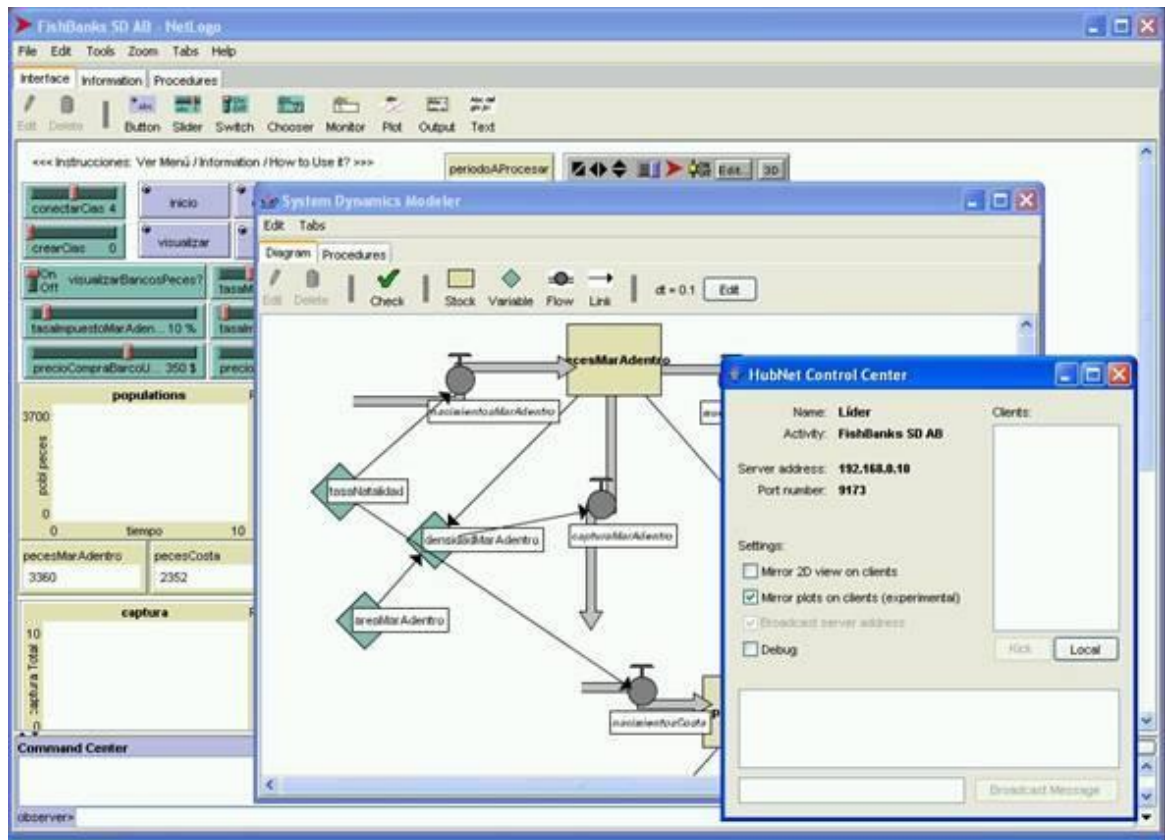
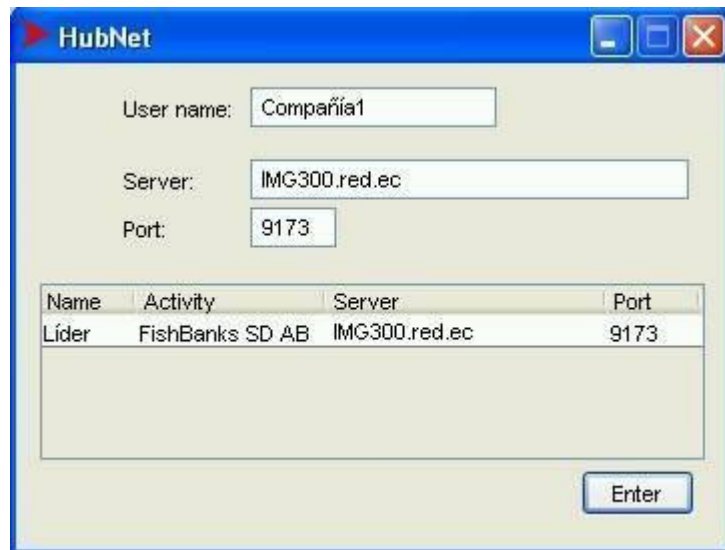


Figura 21. Enfoque Cliente/Servidor. Conexión de un equipo cliente



3.5 MICROMUNDO

A partir de la construcción e integración de los submodelos en SD y AB, y adicionando la interfaz de usuario, tanto para el servidor como para el cliente, se obtuvo el micromundo.

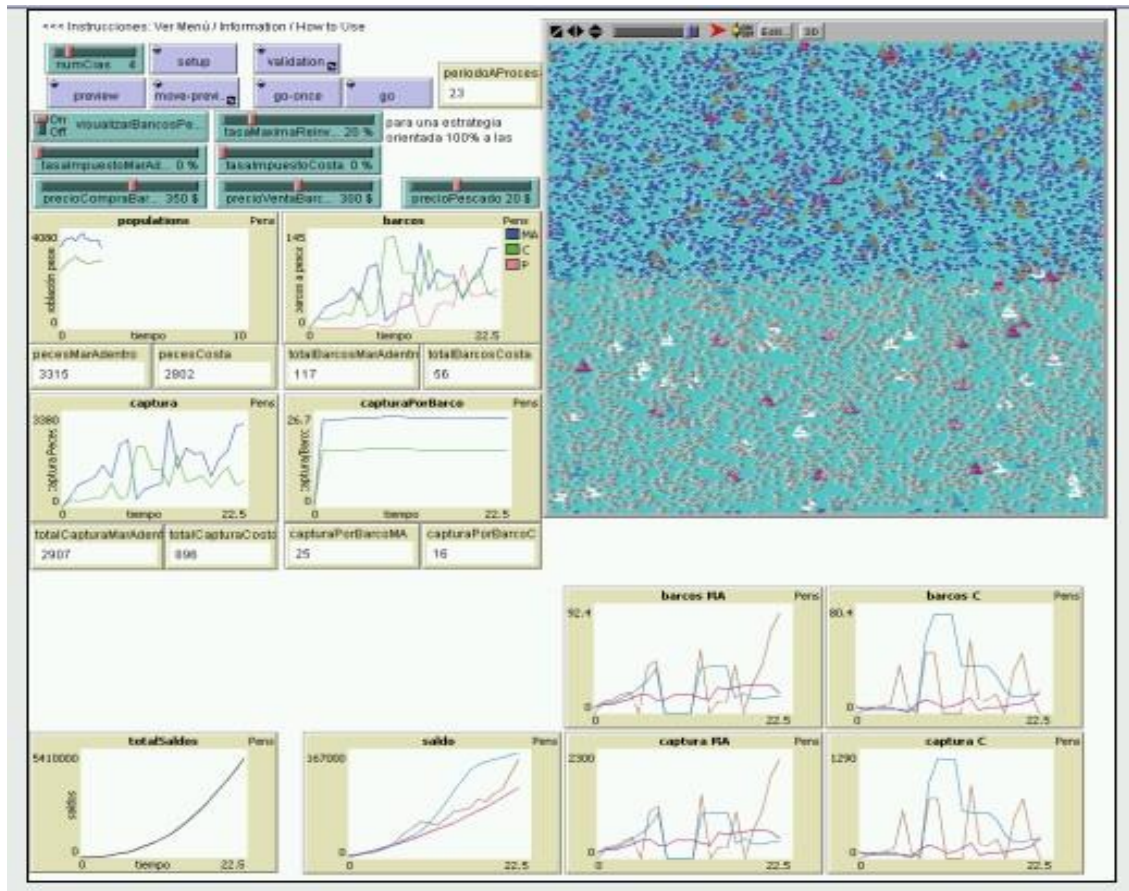
Siguiendo los elementos constitutivos de un ambiente de aprendizaje interactivo, presentados en el numeral 2.2.1 de este documento, el micromundo, dirigido a **usuarios** con conocimientos leves o nulos en SD, AB y sistemas complejos, tiene un **objetivo de aprendizaje**: el entendimiento de los sistemas complejos.

En cuanto a la **transparencia del modelo**, esta se logra, como se expondrá más adelante en los resultados del taller de validación, dando a conocer a los jugadores el diagrama causal del sistema y, adicionalmente, presentándoles el submodelo SD, lo cual puede hacerse fácilmente utilizando una opción del menú. El juego está basado en un **contexto auténtico**⁷¹, representando un **fenómeno del mundo real**, con un ambiente natural conformado por bancos de peces y afectado por la industria pesquera.

En cuanto al componente pedagógico, se tiene **material de apoyo** disponible a través de una opción del menú, una **situación problemática auténtica**: la tragedia de los comunes, con un **reto** para los jugadores: generar ganancias para la compañía en el largo plazo, lo que implica seguir una estrategia orientada no sólo a las ganancias sino también a conseguir el equilibrio ecológico, a la vez que añade un ingrediente de **motivación** al generar competencia entre los jugadores. La **acción tutorial** está representada en la realimentación que se recibe en forma textual, gráfica y auditiva.

⁷¹ Aunque con un número limitado de variables afectando el sistema

Figura 22. Micromundo rediseñado integrando SD y AB. Interfaz Servidor

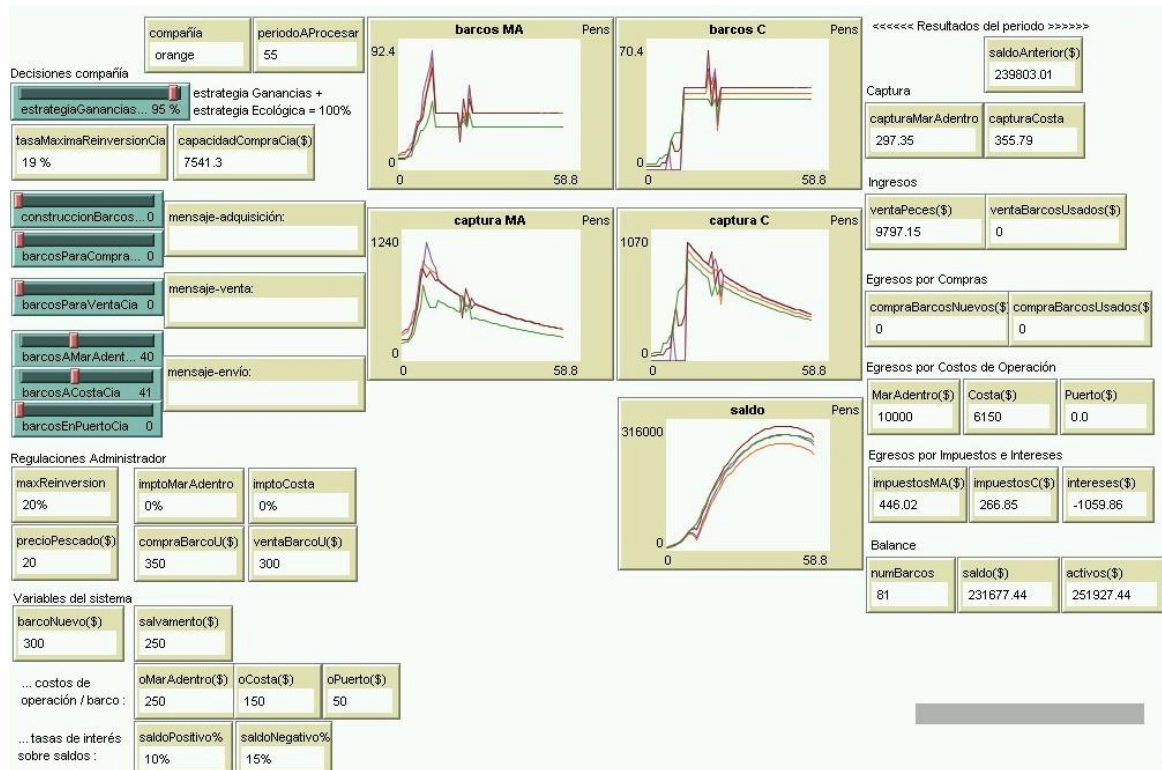


Con el enfoque de simulación participativa, en donde los jugadores asumen el **rol activo** de compañías, e interactúan con el sistema tomando decisiones y recibiendo **realimentación** periodo a periodo, se da la oportunidad para la **reflexión** y el **planteamiento de hipótesis** por parte de los jugadores, así como también para el **trabajo colaborativo**, al sugerir que el rol de compañía sea asumido por un equipo y no por un solo jugador, y también al crear espacios para la interacción entre equipos.

A diferencia del juego de simulación original, en éste los jugadores, asumiendo el rol de compañías pesqueras, además de tomar decisiones sobre la construcción y compra-venta de barcos, cuántos botes enviar a pesca y a qué destinos, pueden también elegir una **estrategia** de juego (orientada a las ganancias, a mantener el equilibrio ecológico, o parcialmente a las ganancias y parcialmente a mantener el equilibrio ecológico). Adicionalmente, el líder del juego, asumiendo el rol de ente regulador, tiene la opción de establecer políticas de regulación que permitan la **generación de escenarios** en los que los jugadores puedan estudiar los efectos de las acciones de la colectividad sobre el recurso común, logrando así una aproximación a las estrategias de cooperación. El líder puede también habilitar la entrada y salida de compañías, dar a conocer a los jugadores el

estado del ambiente, permitir que los jugadores tengan acceso, en forma gráfica, a la **historia** de sus acciones y resultados, activar la visualización de los bancos de peces y la distribución de los barcos en cada banco y periodo simulado, en un espacio con coordenadas.

Figura 23. Micromundo rediseñado integrando SD y AB. Interfaz Cliente



En cuanto al componente comunicacional, el micromundo permite hacer **pausas** entre los periodos simulados, simular un periodo con las mismas decisiones tomadas en el periodo anterior, **reiniciar** la simulación con las condiciones iniciales, y despliegue de advertencias **pop-up** cuando las poblaciones de peces han alcanzado los niveles mínimos requeridos para la regeneración natural.

Integración SD – AB

En cada periodo simulado, el modelo AB pasará al modelo SD las decisiones tomadas por las compañías en cuanto a número de barcos enviados por cada compañía a cada uno de los bancos de peces y, al finalizar la simulación del periodo, el modelo SD determinará el nuevo estado del ambiente, el cual cambiará tanto en forma autónoma, como en respuesta a las decisiones tomadas por las compañías, y pasará al modelo AB los resultados de la pesca, resultados que serán distribuidos entre las diferentes compañías.

Asunciones, Simplificaciones y Restricciones

El ambiente se limita a dos bancos de peces, y se asume que la posibilidad de capturar peces en un banco y periodo determinados es la misma para cada uno de los barcos enviados a ese banco, independiente de su ubicación espacial y de si el barco es nuevo o usado. Por simplificación del modelo, la regeneración natural de los peces está asociada sólo a dos variables: tasa de nacimientos y tasa de muertes, relacionadas con un índice de natalidad constante y un índice de sobrepoblación dependiente de la densidad, respectivamente. No se contemplan otros factores como las condiciones ambientales.

Para lograr que los jugadores, en un número no muy grande de simulaciones, alcancen a ver cómo los efectos de sus decisiones pueden llevar a la tragedia de los comunes, los valores de áreas de los bancos de peces y poblaciones iniciales y máximas de peces, son establecidas en el modelo SD al inicio del juego, con base en el número inicial de compañías.

3.6 VALIDACIÓN

Para corroborar la hipótesis, se realizó un taller con los estudiantes de la Universidad matriculados en el curso de Dinámica de Sistemas, iniciando el primer semestre académico de 2007.

Prueba Diagnóstica

La primera actividad del taller fue la aplicación de una prueba diagnóstica (Anexo B) a los estudiantes, que permitió garantizar la homogeneidad de los grupos que participarían en el taller, en cuanto a conocimientos de entrada sobre tres temas principales: SD, AB y sistemas complejos.

Grupo 1. (8 estudiantes, 4 equipos – compañías)

Conocimientos leves en SD, ningún conocimiento en AB, y ningún conocimiento en sistemas complejos.

En el ejercicio de elaborar una gráfica o mapa conceptual ilustrando la tragedia de los comunes, con un recurso natural renovable y compañías que explotan el recurso buscando maximizar sus propios beneficios, no se hicieron evidentes las interacciones entre los elementos del sistema, ni la existencia de varios ciclos de realimentación; los únicos elementos identificados fueron compañías y recursos.

Grupo 2. (6 estudiantes, 3 equipos – compañías)

Conocimientos leves en SD, ningún conocimiento en AB, y ningún conocimiento en sistemas complejos.

En el ejercicio de elaborar una gráfica o mapa conceptual ilustrando la tragedia de los comunes, con un recurso natural renovable y compañías que explotan el recurso buscando maximizar sus propios beneficios, no se hicieron evidentes las interacciones entre los elementos del sistema, ni la existencia de varios ciclos de realimentación (con

excepción de un estudiante que identificó un ciclo de realimentación negativo entre compañías y recursos); los únicos elementos identificados fueron compañías y recursos.

Conducción del Taller

Los estudiantes, divididos en dos grupos, participaron en el taller en momentos diferentes, así:

Grupo 1

1. conformación de equipos que asumirían los roles de compañías y asignación de un PC a cada equipo.
2. presentación del juego. Lineamientos generales sobre el juego y la forma en que cada equipo podría tomar decisiones en cada periodo simulado.
3. simulación.
 - 3.1 hasta el octavo periodo simulado, sin activar la opción de visualización de los bancos de peces con la distribución de los barcos enviados a cada banco por las diferentes compañías
 - 3.2 a partir del noveno periodo simulado, activando la opción de visualización de los bancos de peces con la distribución de los barcos enviados a cada banco por las diferentes compañías
4. terminación de la simulación, cuestionario final y reflexión grupal

Grupo 2

1. conformación de equipos que asumirían los roles de compañías y asignación de un PC a cada equipo.
2. presentación del juego. Lineamientos generales sobre el juego y la forma en que cada equipo podría tomar decisiones en cada periodo simulado.
3. *estudio del diagrama causal (anexo C) por parte de cada equipo*
4. simulación, como en el Grupo 1.
5. terminación de la simulación, cuestionario final y reflexión grupal, como en el Grupo 1.

Tanto el grupo 1, como el grupo 2, simularon 22 periodos en el juego, y se tomó nota de las gráficas obtenidas al final del ejercicio, que mostraban el comportamiento de los recursos (peces, barcos y su distribución, y ganancias), producto de las decisiones tomadas por los jugadores en el rol de compañías pesqueras y del líder del juego en el rol de ente regulador de la industria pesquera.

Evaluación

Los dos grupos fueron evaluados con el mismo conjunto de preguntas, de acuerdo con el cuestionario presentado en el Anexo D, y orientado a determinar el nivel de entendimiento de los sistemas complejos al final del juego versus el presentado en el momento del diagnóstico.

4. ANÁLISIS DE RESULTADOS

A continuación se presentan los resultados obtenidos en el taller de validación.

La Tabla 5 contiene los resultados, consolidados y tabulados, de las respuestas dadas por los estudiantes en el cuestionario final del taller.

Tabla 5. Resultados del Taller de Validación

En qué medida considera que el ejercicio ayuda en el entendimiento de los siguientes elementos característicos de los sistemas complejos	Grupo 1		Grupo 2	
	promedio	desv. est.	promedio	desv. est.
Demoras (diferencias entre la decisión y sus efectos)	2.13	0.83	2.67	0.52
No linealidades (el todo es mayor que la suma de sus partes)	1.38	0.74	1.83	0.98
Heterogeneidad de sus componentes	1.50	0.76	2.50	0.55
Comportamiento variable de sus componentes	2.13	0.64	2.33	0.52
Dependencia e interacción entre sus componentes	2.38	0.52	2.67	0.82
Comportamientos individuales que generan un comportamiento de grupo	2.13	0.99	2.17	0.98
Comportamiento de grupo que difiere del individual	1.75	0.71	2.33	0.82
Comportamiento de grupo que afecta el individual	2.25	0.89	2.50	0.55
Complejidad de la interacción y no de los componentes	2.00	0.76	2.50	0.55
Ciclos de realimentación	2.38	0.52	2.50	0.55
Múltiples consecuencias	2.38	0.74	2.67	0.82
Otras preguntas y aspectos evaluados				
Identificación de ciclos de realimentación durante el juego	0.88	0.99	1.83	0.75
Identificación de ciclos de realimentación en el diagrama final del sistema	0.38	0.52	1.67	0.52
Incidencia de conocer el diagrama causal, en el entendimiento del sistema	62.50%		100%	
Incidencia de visualizar los bancos de peces y los barcos enviados a pesca	50.00%		66.67%	

Grados de calificación que estuvieron disponibles para cada pregunta:

- 3: altamente
- 2: medianamente
- 1: levemente
- 0: nula ó de ninguna manera

Tabla 6. Análisis de Varianza aplicado a los resultados del Taller

		Prueba T para la igualdad de medias			
		t.	g,l	Significancia bilateral	Significancia bilateral ≤ 0.2
Demora	Se han asumido varianzas iguales	-1,394	12	,188	X
	No se han asumido varianzas iguales	-1,494	11,702	,162	
no_lineal	Se han asumido varianzas iguales	-,996	12	,339	
	No se han asumido varianzas iguales	-,955	9,028	,364	
heterogen	Se han asumido varianzas iguales	-2,735	12	,018	X
	No se han asumido varianzas iguales	-2,870	11,999	,014	
comportVbleComponentes	Se han asumido varianzas iguales	-,651	12	,527	
	No se han asumido varianzas iguales	-,673	11,890	,514	
dependenciaeInteracción	Se han asumido varianzas iguales	-,820	12	,428	
	No se han asumido varianzas iguales	-,767	7,952	,465	
comportIndivGeneraCompo rtGrupo	Se han asumido varianzas iguales	-,078	12	,939	
	No se han asumido varianzas iguales	-,078	10,972	,939	
comportGrupoDifIndividu al	Se han asumido varianzas iguales	-1,431	12	,178	X
	No se han asumido varianzas iguales	-1,400	9,957	,192	
comportGrupoAfectIndivi dual	Se han asumido varianzas iguales	-,606	12	,556	
	No se han asumido varianzas iguales	-,649	11,697	,529	
complejidadInteraccióny noComponentes	Se han asumido varianzas iguales	-1,368	12	,197	X
	No se han asumido varianzas iguales	-1,435	11,999	,177	
ciclosRealimentación	Se han asumido varianzas iguales	-,436	12	,670	
	No se han asumido varianzas iguales	-,433	10,557	,674	
múltiplesConsecuencias	Se han asumido varianzas iguales	-,697	12	,499	

	No se han asumido varianzas iguales	-,687	10,311	,507	
identif_ciclos_realimentación	Se han asumido varianzas iguales	-1,973	12	,072	X
	No se han asumido varianzas iguales	-2,056	11,984	,062	
mpa_concep	Se han asumido varianzas iguales	-4,625	12	,001	X
	No se han asumido varianzas iguales	-4,627	10,937	,001	

Fuente: Resultados obtenidos con la herramienta SPSS (Statistical Product and Service Solutions)

Significancia Bilateral

Se parte del supuesto de igualdad en los resultados de los dos grupos.

Se rechaza el supuesto de igualdad cuando la significancia bilateral sea ≤ 0.2 . En el caso de estudio y de acuerdo con este criterio establecido, se podrían considerar significativas las diferencias presentadas en las respuestas de los dos grupos, en lo referente a las preguntas del cuestionario relacionadas con:

En qué medida considera que el ejercicio ayuda en el entendimiento de los siguientes elementos característicos de los sistemas complejos

Demoras (diferencias entre la decisión y sus efectos)

Heterogeneidad de sus componentes

Comportamiento de grupo que difiere del individual

Complejidad de la interacción y no de los componentes

Otras preguntas y aspectos evaluados

Identificación de ciclos de realimentación durante el juego

Identificación de ciclos de realimentación en el diagrama final del sistema

Tabla 7. Análisis de Correlación aplicado a los resultados del Taller . Grupo 1

		demora	no_lineal	heterogen	comportVbleComponentes	dependenciaeInteracción	comportIndivGeneraComportGrupo	comportGrupoDifIndividual	comportGrupoAfectIndividual	complejidadInteracciónComponentes	ciclosRealimentación	múltiplesConsecuencias	identific_ciclos_realimentación	mpa_concepto
demora	Correlación de Pearson	1	,604	,566	,234	,537	,324	,545	,724*	,906**	,537	-,316	,367	,207
	Sig. (bilateral)		,113	,143	,577	,169	,434	,163	,042	,002	,169	,445	,371	,623
	N	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8
no_lineal	Correlación de Pearson	,604	1	,381	,187	-,046	-,266	,475	,271	,508	,696	,226	,266	,325
	Sig. (bilateral)	,113		,352	,657	,913	,524	,234	,517	,199	,055	,591	,524	,433
	N	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8
heterogen	Correlación de Pearson	,566	,381	1	,147	,183	,095	,267	,426	,500	,183	-,635	,286	,183
	Sig. (bilateral)	,143	,352		,728	,665	,822	,522	,292	,207	,665	,091	,492	,665
	N	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8
comportVbleComponentes	Correlación de Pearson	,234	,187	,147	1	-,162	-,253	-,236	,440	,590	-,162	-,112	,478	,269
	Sig. (bilateral)	,577	,657	,728		,702	,545	,573	,275	,124	,702	,791	,231	,519
	N	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8
dependenciaeInteracción	Correlación de Pearson	,537	-,046	,183	-,162	1	,731*	,293	,389	,365	,467	-,417	,104	-,067
	Sig. (bilateral)	,169	,913	,665	,702		,039	,482	,341	,374	,244	,304	,806	,875
	N	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8
comportIndivGeneraComportGrupo	Correlación de Pearson	,324	-,266	,095	-,253	,731*	1	-,153	,122	,191	,174	-,266	-,273	-,383
	Sig. (bilateral)	,434	,524	,822	,545	,039		,718	,774	,651	,680	,524	,513	,349
	N	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8
comportGrupoDifIndividual	Correlación de Pearson	,545	,475	,267	-,236	,293	-,153	1	,114	,267	,293	-,339	-,051	-,098
	Sig. (bilateral)	,163	,234	,522	,573	,482	,718		,788	,522	,482	,411	,905	,818
	N	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8
comportGrupoAfectIndividual	Correlación de Pearson	,724*	,271	,426	,440	,389	,122	,114	1	,853**	,389	-,162	,854**	,701
	Sig. (bilateral)	,042	,517	,292	,275	,341	,774	,788		,007	,341	,701	,007	,053
	N	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8

		demora	no_lineal	heterogen	comportVbleComponentes	dependenciaInteracción	comportIndivGeneralComportGrupo	comportGrupoDifIndividual	comportGrupoAfectIndividual	complejidadInteracciónComponentes	ciclosRealimentación	múltiplesConsecuencias	identif_ciclos_realimentación	mpa_concept
complejidadInteracciónComponentes	Correlación de Pearson	,906**	,508	,500	,590	,365	,191	,267	,853**	1	,365	-,254	,572	,365
	Sig. (bilateral)	,002	,199	,207	,124	,374	,651	,522	,007		,374	,544	,138	,374
	N	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8
ciclosRealimentación	Correlación de Pearson	,537	,696	,183	-,162	,467	,174	,293	,389	,365	1	,325	,383	,467
	Sig. (bilateral)	,169	,055	,665	,702	,244	,680	,482	,341	,374		,433	,349	,244
	N	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8
múltiplesConsecuencias	Correlación de Pearson	-,316	,226	-,635	-,112	-,417	-,266	-,339	-,162	-,254	,325	1	,073	,325
	Sig. (bilateral)	,445	,591	,091	,791	,304	,524	,411	,701	,544	,433		,864	,433
	N	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8
identif_ciclos_realimentación	Correlación de Pearson	,367	,266	,286	,478	,104	-,273	-,051	,854**	,572	,383	,073	1	,940*
	Sig. (bilateral)	,371	,524	,492	,231	,806	,513	,905	,007	,138	,349	,864		,001
	N	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8
mpa_concept	Correlación de Pearson	,207	,325	,183	,269	-,067	-,383	-,098	,701	,365	,467	,325	,940**	1
	Sig. (bilateral)	,623	,433	,665	,519	,875	,349	,818	,053	,374	,244	,433	,001	
	N	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8

Fuente: Resultados obtenidos con la herramienta SPSS (Statistical Product and Service Solutions)

* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Lectura de la matriz: El coeficiente de correlación entre las variables “demora” y “no_lineal” es igual a 0.604, y así sucesivamente se sigue recorriendo la fila de la variable demora para encontrar su correlación con las demás variables. El mismo ejercicio se repite fila a fila con cada una de las variables.

La abreviatura **sig** se refiere al nivel de significancia que afirma, por ejemplo, que la probabilidad de rechazar la hipótesis de que no existe correlación entre las dos variables es de 0.113 y así sucesivamente.

Los asteriscos y doble asteriscos indican que las hipótesis sobre no correlación se pueden rechazar con niveles de significancia igual a 0.05 y 0.01 respectivamente.

Tabla 8. Análisis de Correlación aplicado a los resultados del Taller . Grupo 2

		demora	no_lineal	heterogen	comportVbleComponentes	dependenciaeInteracción	comportIndivGeneraComportGrupo	comportGrupoDifIndividual	comportGrupoAfectIndividual	complejidadInteracciónComponentes	ciclosRealimentación	múltiplesConsecuencias	identificadores_realimentación	mpa_concep
demora	Correlación de Pearson	1	,657	,707	,500	,632	,919**	,791	,707	,000	,000	,632	,343	,250
	Sig. (bilateral)		,157	,116	,313	,178	,010	,061	,116	1,000	1,000	,178	,506	,633
	N	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
no_lineal	Correlación de Pearson	,657	1	,557	,131	-,083	,655	,830*	,557	,557	-,557	-,083	-,315	,657
	Sig. (bilateral)	,157		,251	,804	,876	,158	,041	,251	,251	,251	,876	,543	,157
	N	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
heterogen	Correlación de Pearson	,707	,557	1	,707	,447	,928**	,447	,333	,333	-,333	,447	-,243	,707
	Sig. (bilateral)	,116	,251		,116	,374	,007	,374	,519	,519	,519	,374	,643	,116
	N	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
comportVbleComponentes	Correlación de Pearson	,500	,131	,707	1	,316	,657	,158	,000	,000	,000	,316	,171	,500
	Sig. (bilateral)	,313	,804	,116		,541	,157	,765	1,000	1,000	1,000	,541	,745	,313
	N	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
dependenciaeInteracción	Correlación de Pearson	,632	-,083	,447	,316	1	,581	,200	,447	-,447	,447	1,000*	,542	-,316
	Sig. (bilateral)	,178	,876	,374	,541		,226	,704	,374	,374	,374	,000	,266	,541
	N	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
comportIndivGeneraComportGrupo	Correlación de Pearson	,919**	,655	,928**	,657	,581	1	,664	,557	,186	-,186	,581	,045	,525
	Sig. (bilateral)	,010	,158	,007	,157	,226		,150	,251	,725	,725	,226	,932	,285
	N	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
comportGrupoDifIndividual	Correlación de Pearson	,791	,830*	,447	,158	,200	,664	1	,447	,447	,000	,200	,108	,316
	Sig. (bilateral)	,061	,041	,374	,765	,704	,150		,374	,374	1,000	,704	,838	,541
	N	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
comportGrupoAfectIndividual	Correlación de Pearson	,707	,557	,333	,000	,447	,557	,447	1	-,333	-,333	,447	,243	,000
	Sig. (bilateral)	,116	,251	,519	1,000	,374	,251	,374		,519	,519	,374	,643	1,000
	N	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6

		demora	no_lin real	hetero gen	compor tVbleC ompon entes	depend enciae Intera cción	compor tIndiv Genera Compor tGrupo	compor tGrupo DifInd ividua l	compor tGrupo AfectI ndivid ual	comple jidadI nterac ciónyn oCompo nentes	ciclos Realim entaci ón	múltip lesCon secuen cias	identi f_cicl os_rea liment ación	mpa_ concep
complejidadInteracc iónynoComponentes	Correlación de Pearson	,000	,557	,333	,000	-,447	,186	,447	-,333	1	-,333	-,447	-,728	,707
	Sig. (bilateral)	1,000	,251	,519	1,000	,374	,725	,374	,519		,519	,374	,101	,116
	N	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
ciclosRealimentaci ón	Correlación de Pearson	,000	-,557	-,333	,000	,447	-,186	,000	-,333	-,333	1	,447	,728	-,707
	Sig. (bilateral)	1,000	,251	,519	1,000	,374	,725	1,000	,519	,519		,374	,101	,116
	N	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
múltiplesConsecuenc ias	Correlación de Pearson	,632	-,083	,447	,316	1,000*	,581	,200	,447	-,447	,447	1	,542	-,316
	Sig. (bilateral)	,178	,876	,374	,541	,000	,226	,704	,374	,374	,374		,266	,541
	N	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
identif_ciclos_real imentación	Correlación de Pearson	,343	-,315	-,243	,171	,542	,045	,108	,243	-,728	,728	,542	1	-,686
	Sig. (bilateral)	,506	,543	,643	,745	,266	,932	,838	,643	,101	,101	,266		,132
	N	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
mpa_concep	Correlación de Pearson	,250	,657	,707	,500	-,316	,525	,316	,000	,707	-,707	-,316	-,686	1
	Sig. (bilateral)	,633	,157	,116	,313	,541	,285	,541	1,000	,116	,116	,541	,132	
	N	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6

Fuente: Resultados obtenidos con la herramienta SPSS (Statistical Product and Service Solutions)

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

Resultados comparativos de las gráficas elaboradas por los estudiantes. Prueba diagnóstica versus Cuestionario Final.

Grupo 1

Figura 24. Diagrama Diagnóstico. Estudiante W del Grupo 1

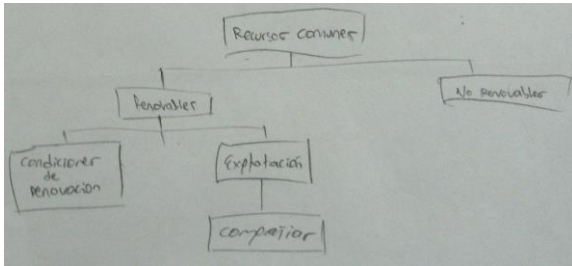


Figura 25. Diagrama Final. Estudiante W del Grupo 1

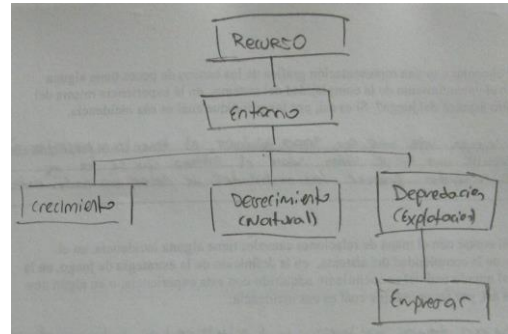


Figura 26. Diagrama Diagnóstico. Estudiante X del Grupo 1

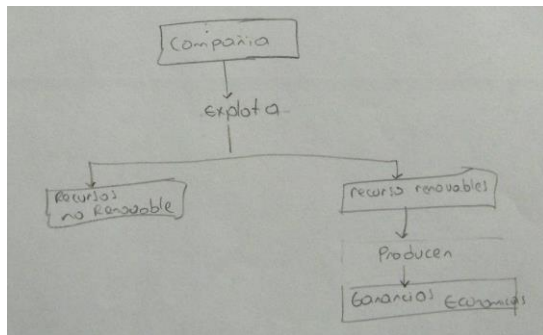
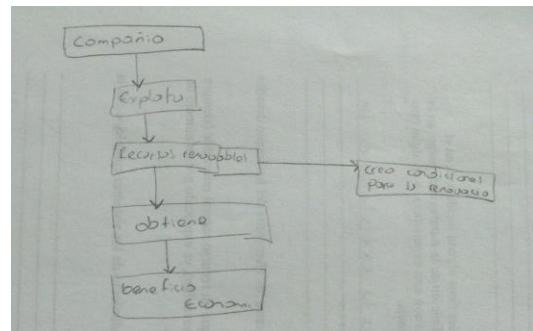


Figura 27. Diagrama Final. Estudiante X del Grupo 1



Grupo 2

Figura 28. Diagrama Diagnóstico. Estudiante Y del Grupo 2

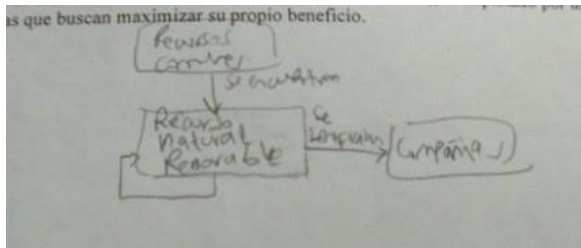


Figura 29. Diagrama Final. Estudiante Y del Grupo 2

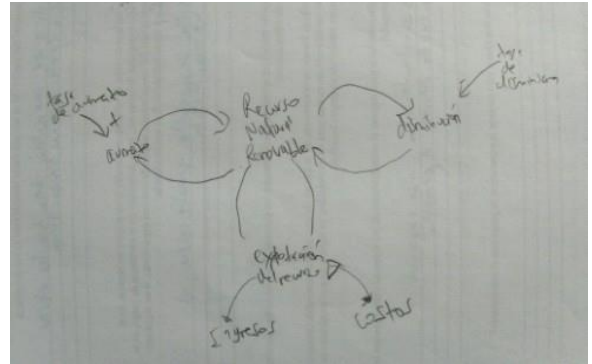


Figura 30. Diagrama Diagnóstico. Estudiante Z del Grupo 2

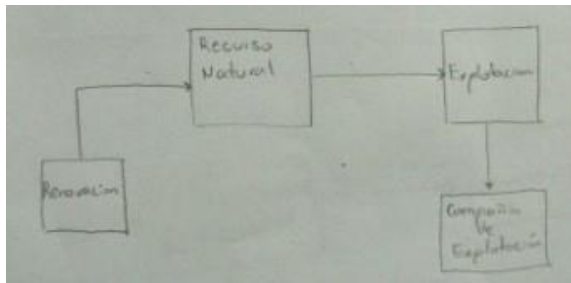
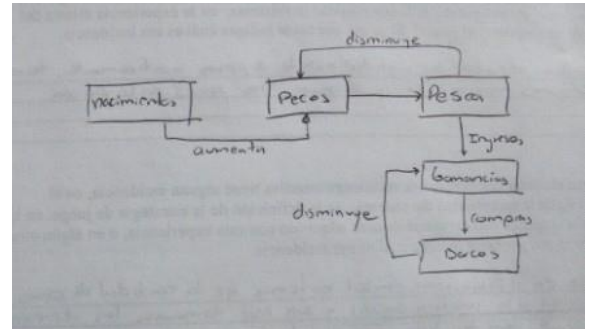


Figura 31. Diagrama Final. Estudiante Z del Grupo 2



Al comparar los resultados del grupo 1 y el grupo 2, puede verse que:

- Teniendo en cuenta los promedios de los resultados obtenidos en las pruebas finales, podría decirse que los estudiantes del grupo 2 reportaron un mejor nivel de entendimiento de los elementos característicos de los sistemas complejos contemplados en el cuestionario. Sin embargo, después de realizar un tratamiento estadístico a estos resultados, el análisis de varianza sugiere que se puede llegar a esta conclusión sobre el grupo 2, pero sólo en los ítems del cuestionario relacionados con los siguientes elementos:
 - Demoras (diferencias entre la decisión y sus efectos)
 - Heterogeneidad de los componentes
 - Comportamiento de grupo que difiere del individual
 - Complejidad de la interacción y no de los componentes

- Adicionalmente, y también validado por el análisis de varianza, puede decirse que el grupo 2 hizo una mejor identificación de los ciclos de realimentación durante el juego y en el diagrama final.
- A diferencia del grupo 1, cuyos diagramas finales del sistema no difieren mucho de los iniciales, los estudiantes del grupo 2 elaboraron diagramas finales más completos que los elaborados en la prueba diagnóstica, e identificaron varios ciclos de realimentación en los diagramas.
- El 100% de los estudiantes del grupo 2, reportó que el conocer previamente el diagrama causal tuvo incidencia positiva en el nivel de entendimiento del sistema, versus el 62.5% del grupo 1 que reportó que podría tener incidencia positiva.
- El 50% de los estudiantes del grupo 2 y el 66.67% de los estudiantes del grupo 1 reconocieron que el poder visualizar la animación de los bancos de peces y los barcos enviados a pesca, tuvo incidencia positiva en el entendimiento de la complejidad y en la experiencia de juego. Es necesario aclarar que este porcentaje pudo verse afectado por la existencia en el juego de un segundo elemento de animación; se trata de una alarma sonora que alertaba a los jugadores cuando la población de un banco de peces disminuía a niveles iguales o inferiores al mínimo requerido para regeneración natural, alarma que en algunos casos llegó a convertirse en un indicador más importante que la misma visualización gráfica de los bancos de peces.
- Adicionalmente, y con relación a la estrategia de juego, y no al cuestionario, en el ejercicio se pudo observar que los estudiantes del grupo 2 siguieron una estrategia orientada al equilibrio del sistema, mientras los estudiantes del grupo 1 siguieron una estrategia orientada a las ganancias.

A partir de este análisis se confirma la hipótesis⁷² sobre el aporte de SD al aprendizaje de los sistemas complejos, en un ambiente que integre SD y AB. Aporte representado en los diagramas causales que ilustran los ciclos de realimentación existentes en el sistema, causalidad que no es evidente en el modelo AB. Por su parte, AB, aporta también a este aprendizaje, al permitir la creación y eliminación dinámica de los agentes en el modelo, y la visualización del comportamiento individual, variable y heterogéneo, de estos agentes, y su efecto en el comportamiento global del sistema.

⁷² Aunque es necesario tener en cuenta que el ejercicio se realizó con una muestra pequeña de estudiantes.

5. CONCLUSIONES

En AB, los mismos componentes del sistema tienen control sobre la ejecución, a diferencia de otros enfoques en donde se tiene un control global sobre los componentes y sus acciones. Este control individual, sumado a las características de autonomía de los agentes, hacen de AB un enfoque apropiado para modelar habilidades sociales que implican toma de decisiones en tiempo de ejecución, incluyendo decisiones sobre el alcance y la naturaleza de sus interacciones orientadas al cumplimiento de sus roles en el sistema.

En el campo de los dilemas sociales, en donde los individuos se encuentran en permanente competencia o conflicto, como es el caso del manejo de los recursos comunes, en donde se enfrentan los intereses individuales y los colectivos, el paradigma AB, dadas sus características para modelar (de manera aproximada) el comportamiento humano en sus interacciones con otros individuos, se presenta como una alternativa diferenciadora en el modelado y simulación de procesos de decisión y estrategias de cooperación, apoyando procesos de aprendizaje social.

La estructura de ciclos causales, en la que se basa el paradigma SD, facilita el entendimiento de los sistemas, su estructura y sus dinámicas, permite ver efectos colaterales tanto cercanos como distantes en el tiempo, e inferir posibles comportamientos futuros, convirtiéndose en una herramienta efectiva en el apoyo del aprendizaje de los sistemas complejos.

Tanto AB como SD, tienen arquitecturas que permiten representar, desde perspectivas particulares, características comunes de los sistemas complejos, lo que se presenta como una oportunidad para la integración de los dos enfoques, orientada al entendimiento de estos sistemas, con posibilidades de obtener uno de los siguientes efectos: un efecto complementario, en donde se elaboren submodelos que exploten las características propias de uno u otro paradigma, considerando las características del componente del sistema que está siendo modelado; un efecto de triangulación, que permita estudiar el mismo sistema desde dos perspectivas; y un efecto complementario iterativo, en el que se parta de un enfoque bottom-up (AB), estocástico, y en la medida en que se vaya obteniendo información se vaya pasando a enfoques top-down (SD) más deterministas.

Aunque AB y SD permiten representar características comunes de los sistemas complejos, algunos sistemas poseen características muy específicas, en donde la arquitectura SD no tiene elementos suficientes para su representación. Tal es el caso de sistemas cuyos elementos presentan movilidad o incidencia de su ubicación espacial; y de sistemas cuyos elementos presentan características de aprendizaje y adaptación, en los que no sólo el comportamiento del sistema varía con el tiempo, sino también su estructura.

En el rediseño del micromundo utilizado como caso de estudio, se logró la integración de los dos paradigmas obteniendo un efecto complementario, en donde el paradigma AB permitió la visualización de los bancos de peces y de su comportamiento en el tiempo, así como también de la distribución de los barcos enviados por cada compañía a cada uno de

estos bancos, con imágenes animadas e independientes para cada elemento (pez/barco), mientras el paradigma SD permitió compartir con los estudiantes la representación gráfica de la estructura del sistema y sus ciclos causales. Los dos aportes incrementaron el entendimiento del sistema y de cómo los ciclos de realimentación dinámicos generaban su comportamiento complejo; SD ofrece un lenguaje que permite explicar mejor los comportamientos emergentes que se dan en sistemas multiagentes simulados.

Desde una perspectiva sistémica, entender la tragedia de los comunes requiere conocer las características económicas y ambientales del sistema, y sus interacciones. Con la ayuda de la simulación basada en computador, un micromundo que permita crear diferentes escenarios, en los que se pueda pasar fácilmente de un escenario carente de regulación, en donde los jugadores están interesados en maximizar, a corto plazo, sus propios beneficios, a otros en donde se vaya viendo la necesidad, implementación y resultados, de políticas reguladoras que procuran, más que el beneficio individual, el beneficio colectivo, se convierte en una herramienta de apoyo al aprendizaje de la complejidad de estos sistemas, a la vez que ayuda en la concientización sobre la necesidad del uso sostenible de los recursos comunes.

El uso de simulación participativa permite la participación activa de los usuarios, en un juego de roles que incrementa la motivación y facilita el entendimiento del sistema complejo modelado. Al igual que en un sistema AB, en donde la interacción de los agentes artificiales genera un fenómeno emergente, aquí la interacción de los agentes reales (estudiantes) genera también un fenómeno emergente: un comportamiento de grupo. Adicionalmente, la organización de los jugadores en grupos, promoviendo la comunicación y el compartir conocimientos y estrategias, durante y después del juego, es un factor importante en el aprendizaje.

En Netlogo se encontró una plataforma de modelado y simulación diseñada para soportar el modelado de sistemas complejos, principalmente con un enfoque AB, y orientada a la simulación de fenómenos naturales y sociales, que permite y facilita la integración de AB y SD. El desarrollo de este trabajo se convierte en un caso exitoso de uso de esta funcionalidad multiparadigma, de reciente introducción por los desarrolladores de esta tecnología.

La cuidadosa revisión del estado del arte y su organización y síntesis en tablas ordenadas de características y comparaciones, serán de gran beneficio para los posteriores proyectos del Grupo de Investigación en Pensamiento Sistémico, de la Universidad, en los que posiblemente se abordará ahora la combinación de los dos enfoques y herramientas.

6. TRABAJOS FUTUROS Y RECOMENDACIONES

Se propone como trabajo futuro, una segunda versión del micromundo, que continúe con la integración de los submodelos AB y SD, y que siga utilizando simulación participativa, pero en donde coexistan agentes reales (los jugadores asumiendo el rol de compañías) y agentes artificiales (creados con el lenguaje de programación), y en donde se exploten las características de AB en el modelado de habilidades sociales orientadas al manejo de estrategias de cooperación, contemplando agentes con características de aprendizaje y adaptación.

Para la validación de este nuevo micromundo y buscando ampliar la confiabilidad en los resultados del taller de validación, se recomienda:

- La participación de un número representativo de estudiantes. Con los resultados obtenidos del análisis estadístico realizado a los resultados del taller de validación, se puede sugerir un tamaño de muestra n .

Aplicando la fórmula para $n = \frac{z^2 \sigma^2}{e^2}$, usando una z ⁷³ para una confianza del 95%

(1.96), tomando la desviación estándar σ ⁷⁴ de la pregunta 5 del cuestionario⁷⁵ (0.51) y aceptando un margen de error del 10%, el número de estudiantes requeridos para la muestra sería de 100 estudiantes.

- La inclusión en el cuestionario final de un problema para ser resuelto por los estudiantes, diseñado de tal manera que permita determinar el nivel de entendimiento de la complejidad del sistema, evaluando retención y transferencia.
- La inclusión en el taller de un experimento que permita validar no sólo la integración de SD y AB, sino también la interacción persona-ordenador.

⁷³ valor estadístico z de una tabla de distribución normal estándar para una determinada confianza

⁷⁴ variabilidad estándar de las respuestas, igual a la desviación estándar proporcional a la media

⁷⁵ En qué medida considera que el ejercicio ayuda en el entendimiento de la dependencia e interacción entre los componentes del sistema

BIBLIOGRAFÍA

- Aldrich, C. (2003). Six Criteria of an Educational Simulation. *Learning Circuits*.
- Bonabeau, E. (2002 a). Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 99 Suppl 3: 7280-7287.
- Bonabeau, E. (2002 b). Predicting the Unpredictable. *Harvard Business Review*, Marzo.
- Bousquet, F., Barreteau, O., D'Aquino, P., Etienne, M., Boissau, S., Aubert, S., Le Page, C., Babin, D., & Castella, J.C. (2002) *Multi-agent Systems and Role Games : Collective Learning Processes for Ecosystem Management*. In M. Janssen, editor. Complexity and ecosystem management: The theory and practice of multi-agent approaches. Edward Elgar Publishers.
- Borshchev, A & Filippov, A. (2004). *From System Dynamics and Discrete Event to Practical Agent Based Modeling: Rehasnos, Techniques, Tools*. Presented at the 2004 International Conference of the System Dynamics Society. July 25 – 29, Keble College, Oxford, England.
- Center for the Study of Complex Systems, CSCS. University of Michigan. Consulta realizada en Noviembre de 2006: <http://www.cscs.umich.edu/>
- Center for the Study of Institutions, Population, and Environmental Change, CIPEC, at Indiana University. (2002). *Meeting the Challenge of Complexity*. Proceedings of a Special Workshop on Land-Use/Land-Cover Change, Irvine, California.
- Center on Social and Economic Dynamics, CSED. *The Road to Agent-based Models*. The Brookings Institution. Massachusetts. Consulta realizada en Noviembre de 2006: <http://www.brookings.edu/es/dynamics/models/history.htm>
- Craig, S.D., Gholson, B., & Driscoll D. M. (2002). Animated Pedagogical Agents in Multimedia Educational Environments: Effects of Agent Properties, Picture Features, and Redundancy. *Journal of Educational Psychology*, 94 (2), 428–434.
- Dauidsen, P., Spector, J. M., & Milrad, M. (1999). *Learning in and about Simple Dynamic Systems*. Proceedings of the 17th International Conference of the System Dynamics Society, in Wellington, New Zealand.
- Doran, J. (2000). *Hard Problems in the use of Agent Based Modelling*. University of Essex. Proceedings of the Fifth International Conference on Logic and Methodology. Cologne.

- Epstein , J. M. & Axtell, R. L. (1996). *Growing Artificial Societies: Social Science From the Bottom Up*. Washington, DC: Brookings Institution Press MIT Press.
- Forrester, J. W. (1961). *Industrial Dynamics*. Massachusetts Institute of Technology, MIT Press.
- Galarneau, L. (2005). *Authentic Learning Experiences Through Play: Games, Simulations and the Construction of Knowledge*. The University of Waikato. Proceedings of DiGRA (Digital Games Research Association). Conference: Changing Views – Worlds in Play.
- Galvis P., A. H. (1992). *Ingeniería de Software Educativo*. Santafé de Bogotá : Ediciones UniAndes.
- Gilbert, N. & Bankes, S. (2002). Platforms and methods for agent-based modeling [Abstract]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 99, Suppl 3: 7197-7198.
- Gilbert, N. & Troitzsch, K. (2005). *Simulation for the Social Scientist (2^a ed.)*. Milton Keynes: Open University Press.
- Gilbert, N., den Besten, M., Bontovics, A., Craenen, B.G.W., Divina, F., Eiben, A.E., et al. (2006). Emerging Artificial Societies Through Learning. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 9(2).
- Gómez C., R. A., Galvis P., A. H, & Mariño D., O. (1998). Ingeniería de Software Educativo con Modelaje Orientado por Objetos: Un Medio para Desarrollar Micromundos Interactivos. *Informática Educativa, Uniandes – Lidie*, 11 (1), 9 – 30.
- Grossler, A., Stotz, M. & Schieritz, N. (2003). *A Software Interface Between System Dynamics and Agent-Based Simulations*. Presented at the 2003 System Dynamics Conference, New York City.
- Herrington, J., & Oliver, R. (1995). Critical characteristics of situated learning: Implications for the instructional design of multimedia. In J. Pearce & A. Ellis (Eds.) *Learning with technology, ASCILITE'95 Conference Proceedings*, (pp. 235-262). Melbourne: ASCILITE.
- Jager, W. (2000). *Modelling consumer behaviour*. Doctoral thesis. Groningen: University of Groningen, Centre for Environmental and Traffic psychology
- Jennings, N. R., Sycara, K., Wooldridge, M. (1998). A Roadmap of Agent Research and Development. *Autonomous Agents and Multi-agent Systems*, 1(1), 7-38

- Jennings, N. R. (2000). On agent-based software engineering. *Artificial Intelligence*, 117(2), 277-296.
- Jonassen, D.H. (1992). *Hypertext as Cognitive Tools*. In Kommes P.A.M, Jonassen, D.H. & Mayes, J.T. (Eds), *Cognitive Tools for Learning: Proceedings of the NATO Advanced Study Institute*, 147-148.
- Jonassen, D.H., Carr, Ch. & Yueh, H. (1998). Computers as Mindtools for Engaging Learners in Critical Thinking. *TechTrends*, 43(2), 24-32.
- Julián, V., Botti, V. (2003). Estudio de Métodos de Desarrollo de Sistemas Multiagente. *Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, 18, 65-80.
- Kalyuga, S., Chandler, P., & Sweller, J. (1999). Managing split-attention and redundancy in multimedia instruction. *Applied Cognitive Psychology*, 13, 351–371.
- Lave, J. (1988). *Cognition in Practice: Mind, mathematics, and culture in everyday life*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Leelawong, K., Viswanath, K., Davis, J., Biswas, G., Vye, N., & Belyne, K. (2003). *Teachable Agents: Learning by Teaching Environments for Science Domains*. Proceedings of the 15th Annual Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence (IAAI), Acapulco, Mexico, 109-116.
- Lorenz, T. M. & Bassi, A. M. (2005). *Comprehensibility as a discrimination criterion for agent-based modelling and System Dynamics: an empirical approach*. Proceedings of the 23rd International Conference of the System Dynamics Society July 17-21, Boston.
- Maier, F. H. & Grossler, A. (2000) What are we talking about? A taxonomy of computer simulations to support learning. *System Dynamics Review*, 16 (2), 135 – 148.
- Martin, M., Piquet, E., Le Page, C., Guerrin, F. (2001). *Magma: A multi-agents system based on dynamical models coupling ; application to animal wastes management*. In : Simulation in industry. 13th European Simulation Symposium, October 18-20, Marseille, France.
- Mitchell, M. (2006). *Complex Systems: Network Thinking*. Portland State University and Santa Fe Institute. Enviado para publicación.
- Moreno, R., Mayer, R., Spires, H., & Lester, J. (2002). The Case for Social Agency in Computer-Based Teaching: ¿Do Students Learn More Deeply When They Interact With Animated Pedagogical Agents? *Cognition and instruction*, 19(2), 177-213.

- Novak, J. D. & Cañas, A.J. (2006). *The Theory Underlying Concept Maps and How to Construct Them*. Technical Report IHMC CmapTools, Florida Institute for Human and Machine Cognition.
- Odell, J. (2002). Agents and Complex Systems. *Journal of Object Technology*, 1(2), July-August, 35-45.
- Parunak, H.V.D., Savit, R. & Riolo, R. L.. (1998). *Agent-Based Modeling vs. Equation-Based Modeling: A Case Study and Users's Guide*. In Sichman, J.S., Conte, R., and Gilbert, N. (Eds.), *Multi-Agent Systems and Agent-Based Simulation*, Springer Verlag.
- Pérez P., A. L. , Hoyos, S., Moreno, G. & Díaz, I. (2004). *Integración de Técnicas de Inteligencia Artificial y Dinámica de Sistemas: Un Caso de Aplicación para la Toma de Decisiones sobre Acciones de Mejoramiento de Gestión Tecnológica en Empresas de Distribución Eléctrica*. II Encuentro Colombiano de Dinámica de Sistemas. Santa Marta, Colombia.
- Richmond, B. (1993). Systems thinking: critical thinking skills for the 1990s and beyond. *System Dynamics Review*, 9(2), 113-133.
- Rieber, L. P. (1994). *Computers, Graphics and Learning*. Madison, WI: Brown and Benchmark.
- Sawicka, A., Molkenthin, R. (2005). *Cognitive Load Dynamics: How to Increase Effectiveness of System Dynamics-Based Learning Environments*. Proceedings of the 23rd International Conference of the System Dynamics Society, Boston.
- Schieritz, N. (2002). *Integrating System Dynamics and Agent-Based Modeling*. Proceedings of the 20th International Conference of the System Dynamics Society, Palermo.
- Schieritz, N. & Grössler, A. (2003). *Emergent Structures in Supply Chains - A Study Integrating Agent-Based and System Dynamics Modeling*. Proceedings of the 36th Hawaii International Conference on System Sciences.
- Schieritz, N. & Milling, P. (2003). *Modeling the Forest or Modeling the Trees. A Comparison of System Dynamics and Agent-Based Simulation*. Proceedings of the 21st International Conference of the System Dynamics Society, New York.
- Schieritz, N. (2004). *Exploring the Agent Vocabulary – Emergence and Evolution in System Dynamics*. In: Coyle, Jonathan et al. (Hrsg.): Proceedings of the 22nd International Conference of the System Dynamics Society, Oxford.
- Scholl, H. J. (2001a). *Agent-based and System Dynamics Modeling : A Call for Cross Study and Joint Research*. Proceedings of the 34th Hawaii International Conference on System Sciences.

Scholl, H. J. (2001b). *Looking Across the Fence: Comparing Findings From SD Modeling Efforts With those of Other Modeling Techniques*. Presented at 2001 Annual International Conference of the System Dynamics Society, Atlanta, GA.

Shalizi, C. R. (2006). *Methods and techniques of complex systems science: an overview*. Center for the Study of Complex Systems, University of Michigan.

Senge, P. (1994). *La Quinta disciplina en la práctica*. Barcelona, España: Ediciones Granica S.A.

Spector, J. M. & Davidsen, P. I. (1998). Constructing Learning Environments Using System Dynamics. *Journal of Courseware Engineering 1*, 5-12.

Sterman, J. (1989). Modeling Managerial Behavior: Misperceptions of Feedback in a Dynamic Decision making Experiment. *Management Science*, 35(3), 321-339.

Sterman, J. D. (1994). Learning in and about complex systems. *System Dynamics Review*, 10 (2-3), 291 – 330.

Sterman, J. D. (2002). All models are wrong: reflections on becoming a systems scientist [Abstract]. *System Dynamics Review*, 18 (4), 501–531.

Wakeland, W.W., Gallaher, E.J., Macovsky, L.M. & Aktipis, C.A. (2004). *A comparison of system dynamics and agent-based simulation applied to the study of cellular receptor dynamics*. Proceedings of the 37th Annual Hawaii International Conference.

Wooldridge, M. (2002). *An Introduction to Multiagent Systems*. John Wiley & Sons, Ltd.

Zambonelli, F., Jennings, N. R. & Wooldridge, M. (2003). Developing Multiagent Systems: The Gaia Methodology. *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology*, 12 (3), 317-370.