

## ***Swarm Intelligence: una aplicación a la toma de decisiones colectivas.***

Blanca Cases<sup>1</sup>, Francisco Javier Olasagasti<sup>2</sup>, Abdelmalik Moujahid<sup>3</sup>, Alicia D'Anjou<sup>4</sup>

Grupo de Inteligencia Computacional de la UPV/EHU, Facultad de Informática,  
Universidad del País Vasco / Euskal Herriko Unibertsitatea, Pº Manuel de Lardizabal nº 1,  
20016 San Sebastián, Gipuzkoa {blancarosa.cases@ehu.es , javierol@teletel.es,  
abdelmalik.moujahid@ehu.es , alicia.danjou@ehu.es }

**Resumen.** Presentamos un modelo de agentes sociales basados en una dinámica simbólica sobre una lógica que, además de los valores Booleanos, dispone de los valores de desinformación (no sabe) y de sobre-información (no contesta). El modelo se inscribe en la llamada “Swarm Intelligence”, campo Presentamos un modelo de agentes sociales basados en una dinámica simbólica sobre una lógica que, además de los valores Booleanos, dispone de los valores de desinformación (no sabe) y de sobre-información (no contesta). El modelo se inscribe en la llamada “Swarm Intelligence” o Inteligencia de Enjambre, campo de la inteligencia computacional y los sistemas complejos, modelando del comportamiento de las bandadas que forman los animales sociales.

Los valores lógicos tienen una interpretación geográfica, como zonas de un espacio 2D ó 3D. Las iteraciones del sistema de ecuaciones representan dinámicas sociales auto-organizativas, como es el comportamiento de una población que toma una decisión colectiva. Por ejemplo, la decisión de vender acciones durante una recesión económica. Los agentes se dirigen a dos metas Cierto y Falso en una animación y entran en conflicto cuando reciben información contradictoria entrando en el estado de sobre-información.

Estudiaremos experimentalmente, mediante una simulación implementada en Netlogo, cómo influyen los siguientes mecanismos de solución de conflictos: resolución aleatoria, seguir la moda y excluir la propia opinión. Encontramos que estos mecanismos llevan a la población a elegir unánimemente una de las opciones, dirigiéndose a ella en bandada. Como línea abierta, sugerimos que el número de vínculos de cada agente es determinante en este comportamiento y que a él subyace un fenómeno de percolación.

**Palabras clave:** Inteligencia computacional, vida artificial, sistemas complejos, Sistemas de agentes, inteligencia de enjambre, swarm Intelligence.

## 1 Introducción a la inteligencia de enjambre.

El contexto teórico en el que se inscribe este modelo llamados Sistemas Complejos<sup>1</sup>, área de investigación heredera de la Teoría de Sistemas de Ludwig von Bertalanffy y de la Cibernética de Norbert Wiener. La fundación en 1984 en los Estados Unidos del Santa Fe Institute of Complex Systems promovió un movimiento científico multidisciplinario que aglutinó la investigación teórica en sistemas: física, matemáticas, ciencias de la computación, biología y ciencias sociales.

El concepto fundamental de los sistemas complejos es el de adaptación al medio, como herencia y reto frente a la herencia de la cibernética clásica. Frente al modelo de control basado en el bucle de realimentación, está el desafío de conseguir modelar sistemas capaces de cambiar su propia estructura, de aprender y de evolucionar. El reto es aun mayor cuando los sistemas se componen de un número grande de unidades altamente conectadas, como pueden ser las redes de neuronas, un eco-sistema, las bandadas de pájaros o Internet.

A partir del tronco común del Instituto de Santa Fe, cada disciplina participante fue incorporando el corpus de la investigación en Sistemas Complejos a su propio terreno. Así, en 1987 se estableció el área de la Vida Artificial y la International Society of Artificial Life, centrada en los sistemas biológicos y que publica sus resultados en la revista Artificial Life Journal, las actas del congreso mundial bienal ALIFE y de la European Conference on Artificial Life o ECAL.

En el área de las ciencias de la computación, la sociedad profesional IEEE, la más importante en el área de la informática a nivel mundial, fundó el capítulo de Inteligencia Computacional [1] incorporando la Inteligencia Artificial [2] a los sistemas complejos y buscando resultados teóricos y aplicaciones prácticas que imiten a la naturaleza. A nivel europeo se fundó el proyecto NISIS (Nature-Inspired Smart Information Systems).

Una de las líneas de investigación que se cobijan bajo la inteligencia computacional y que proviene de la vida artificial es la llamada Swarm Intelligence [3,4,5,6] o Inteligencia de Enjambre (IE). Su objeto de estudio son las dinámicas colectivas emergentes que producen los sistemas de partículas cuando interactúan, inspirándose en los animales sociales. Como herencia de la teoría de sistemas, su enfoque es holista, en cuanto a que la conducta colectiva emergente tiene la entidad de fenómeno observable, y anti-mecanicista en cuanto a que no es fácilmente reducible a las acciones individuales.

Puesto que la teoría de sistemas supone un importante bagaje matemático para las ciencias sociales y humanas, fundamentalmente en el terreno de la economía, es importante que un modelo matemático permita realizar alguna tarea práctica, como llevar a cabo algún tipo de optimización o que inspiren algoritmos que resuelvan problemas. El modelo básico de la IE es sistema descentralizado y auto-organizativo, Son sistemas basados en dinámicas locales de atracción y repulsión, que ganan en complejidad o información sin influencias externas.

Los trabajos que caben en el epígrafe de la IE tienen en común que formalizan la navegación de las bandadas de animales, desarrollados en el contexto de la biología teórica, robótica y animación multimedia.

---

<sup>1</sup> Una buena introducción es el monográfico de la revista Mundo Científico, Agosto 1991.

También comparten su inspiración biológica: bancos de peces, hormigueros, colmenas, termiteros, bandadas de pájaros o estampidas de animales. Además son sistemas en los que las poblaciones están geográficamente situadas reproduciendo la dinámica de la persecución en los colectivos que se mueven.

Existen tres modelos fundamentales en la IE:

- **Autómatas celulares y robótica de enjambres:** las contribuciones más tempranas fueron el trabajo de Langton sobre la vida al borde del caos [7] y los sistemas de robótica celular [8]. Se modela la dinámica del paso de mensajes entre agentes.
- **“Stering behaviors”:** comportamientos de auto-conducción que se han aplicado en el terreno de la multimedia. Se modela el movimiento basado en la observación de la posición y velocidad de otros individuos, de la suya propia y de otros objetos en el entorno. El modelo Particle Swarm Optimization (PSO) [5], permite optimizar una función globalmente a partir de la optimización local.
- **Algoritmos Hormiga o “Ant Colony Optimization”:** Se modela un comportamiento de estigmergia, que significa colaboración a través del medio físico [3,4]. Cada insecto huele siguiendo el rastro dejado por otros individuos dejando a su vez su huella de feromona. Comportamientos tan simples llevan a solucionar problemas complejos, como el del agente viajero por un procedimiento de optimización.

Como simple ejemplo de la complejidad que tiene tarea de modelar un enjambre, está en la física el clásico problema de los tres cuerpos, sobre el que se apreció desde antiguo un comportamiento caótico sentando las bases de la teoría del caos [9,10] en matemáticas. Se producen trayectorias erráticas que pasan infinitamente cerca de cualquier punto y aunque las condiciones iniciales varían mínimamente, las trayectorias son totalmente incomparables. La IE generaliza el problema de los tres cuerpos a cualquier tipo de interacciones entre partículas, por lo que todos los aspectos relacionados con la Teoría del Caos afectan de lleno al corpus teórico de la IE.

Todas las líneas de investigación que vienen de la Teoría de Sistemas han tenido su impacto en la Sociología [11,12]. G. Balandier [13] afirmó en los 90 que la revolución del caos estaba llegando a la sociología. La razón de que la sociología esté afectada por esta llamada revolución del caos, es que la Teoría de Sistemas, la noción misma de Sistema, está inserta en el desarrollo teórico de la Sociología de este siglo, más concretamente en la línea que se conoce como *sociología analítica*<sup>2</sup> [14].

La noción de Sistema no es más que un intento de formalizar conceptos difusos, como ser vivo, lengua o sociedad, para construir objetos de estudio científicos que justifiquen una determinada disciplina. La noción de "Lengua como Sistema Lingüístico" de Saussure[15], determina el objeto de estudio de la lingüística, tomando inspiración de la obra de Durkheim[16]. La Sociología, la Biología y la Lingüística se han realimentado constantemente a lo largo de su historia. La Antropología aparece como un punto de cruce entre estos tres campos, proponiendo

---

<sup>2</sup> Una revisión actualizada del concepto de sociología analítica se puede encontrar en [el número 80 de la revista Papers](#) (2006).

modelos sistémicos de la sociedad tanto en su vertiente funcionalista como estructuralista. Todas estas disciplinas han encontrado un lugar común en la Teoría General de Sistemas propuesta por el biólogo von Bertalanffy.

La IE tiene una base puramente dinámica, basada en el cálculo de posiciones y vectores de velocidad. Sin embargo, vemos la necesidad de una interpretación en términos lógico-matemáticos de los fenómenos emergentes a que da lugar para encontrar interpretaciones cualitativas que sirvan de base a la teoría de redes sociales en sus vertientes:

- **Estructural:** Saussure, Durkheim, Bourdieu[17, 18].
- **Agencial:** Interacción simbólica, afinidades electivas de Weber[19].

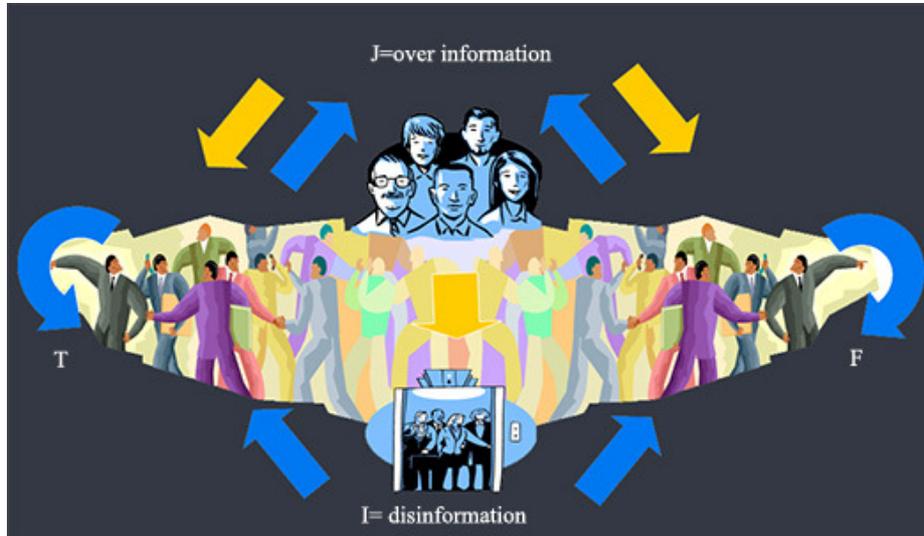
## 2 La lógica del enjambre en la toma de decisiones colectivas.

Una conducta que necesariamente lleva a la formación de grupos sin mediar representación social alguna es la conducta mimética de seguimiento [20]. Podemos imaginar fácilmente esta situación a través de ejemplos: en una situación de crisis económica, dos medios de comunicación A y B aconsejan respectivamente sacar y no sacar el dinero de los bancos o bien votar a un candidato que promueven.

También, en el ámbito de la psicología de masas, podemos imaginar una situación como un incendio, en el que los bomberos se sitúan en las salidas de emergencia para evacuar el local. T y F son agentes fuente, que permanecen quietas en una posición y no reciben ninguna entrada. Estamos describiendo una estampida. T la percepción del peligro, los agentes crean referencias, es decir, eligen un número de agentes para seguir, supongamos por simplificar que todos el mismo número.

Quienes están cerca de las fuentes T y F, se irán dirigiendo hacia esas zonas, pero quienes están un poco más lejos se van fijando en la dirección en la que se mueven las de su entorno hasta que la percepción de un flujo le lleve, siguiendo a la masa, hacia T o hacia F. El conflicto surge cuando los agentes en la frontera de las dos cuencas ven partir a los de su entorno en direcciones opuestas, o bien cuando van en una dirección y ven correr a otro agentes en la opuesta. Estos agentes entran en conflicto y se paran. La forma de salir del conflicto es crear nuevas referencias hasta que una opción informada le lleve a la meta A o a la B. En este trabajo supondremos aleatorias las referencias. En la figura 1 se expresa gráficamente esta lógica auto-organizativa en la que el conflicto mueve el sistema hacia los valores de información T y F.

Podemos preguntarnos qué tipo de elección colectiva hacen los agentes: a partir de la observación del entorno, elaboran una decisión propia durante un proceso que dura hasta que los cambios de opinión del entorno dejan de producirse (convergencia). El resultado final contabilizando los agentes en cada estado, nos da una elección colectiva. Nótese que son interesantes las dinámicas que llevan a una elección por unanimidad, así como aquellas que muestran pautas periódicas o caóticas.



**Fig. 1.** Interpretación de la lógica Diamond. La resolución de conflictos J asegura la convergencia a los valores informados T ó F.

Cada agente, al que llamaremos  $R_i$ , puede identificar a un número máximo  $k$  de agentes que llamaremos sus referentes,  $R_{i1} \dots R_{ij} \dots R_{ik} \quad 1 \leq j \leq k$ . Esta red de referencias es un grafo dirigido creado aleatoriamente. Los agentes se encuentran inicialmente en el estado que denotaremos por el valor simbólico de desinformación  $I$ ="No sabe". El valor booleano  $T$ ="cierto", así como el valor  $F$ ="falso" son valores de información. El conflicto se expresa por el valor  $J$ ="no contesta", a causa de la sobre información. La La transmisión de los mensajes y por lo tanto el movimiento del grupo se formaliza mediante la Lógica Diamond [21,22], una extensión tetra-valuada de la lógica proposicional que permite formular asertos en forma de ecuaciones autorreferentes. El conjunto de valores de la lógica Diamond es  $D=\{T, F, I, J\}$ , donde  $T$  y  $F$  son los valores booleanos True (cierto) y False (falso), mientras que  $I$  y  $J$  son meta-valores lógicos que denotan paradoja, soluciones ambos de la ecuación auto-negada  $X=no(X)$ .

La transmisión se modela mediante una ecuación autorreferente asociada a cada agente:

$$R_i = \text{operador-de-estado}(R_i, R_{i1}, \dots, R_{ik})$$

que se interpreta de la siguiente forma: las  $R_i, R_{ij}$ , son variables que identifican a los agentes y que toman valores en el diamante. El valor de  $R_i$  en el instante  $t+1$  dependerá de la propia acción y de lo que oiga en el instante justo anterior, de sus referentes en el instante  $t$ .

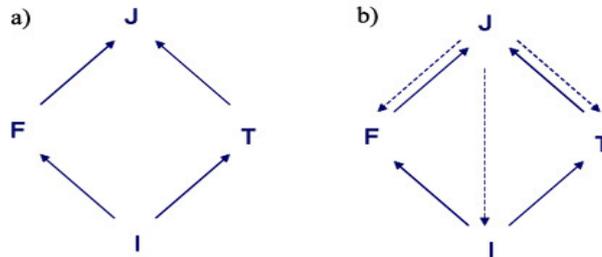


Fig. 2. a) Orden de los valores lógicos de la lógica Diamond. b) La resolución de conflictos asegura la convergencia a valores de información T, F.

Estudiamos estas dinámicas experimentalmente: todas ellas son idénticas en ausencia de conflictos, los valores T, F tienen prioridad sobre la desinformación I. Cuando surge el conflicto aparecen las diferencias.

- **BÁSICO:** J representa un exceso de información y que pasa con prioridad sobre todos los demás valores.
- **MODA:** En el caso en que el operador Básico produzca conflicto, se elige el estado T o F más frecuente. Si empatan, sigue en conflicto J.
- **ANTI-MODA:** Lo mismo que el operador moda, salvo que en caso de conflicto sigue el estado T o F menos frecuente.

Estas dinámicas se analizarán en dos modos:

- **Incluir la propia opinión:**  $R_i = \text{operador-de-estado}(R_i, R_{i_1}, \dots, R_{i_k})$
- **Excluir la propia opinión:**  $R_i = \text{operador-de-estado}(R_{i_1}, \dots, R_{i_k})$

Con respecto a los conflictos J hay dos opciones:

- **No resolución aleatoria:** No resetear al individuo, manteniendo el valor J.
- **Resolución aleatoria:** Crear nuevas referencias para el agente e inicializarlo al estado de desinformación I.

### 3 La dinámica básica: tres problemas de percolación.

La dinámica **operador-de-estado=Basic** de transmisión de información se corresponde con la regla: **a más información más prioridad de transmisión**. Nótese que el valor J representa un exceso de información y que pasa con prioridad sobre los valores T, F y éstos sobre la desinformación I.

Básico	T	F	I	J
T	T	J	T	J
F	J	F	F	J
I	T	F	I	J
J	J	J	J	J

J se transmite con la mayor prioridad y viene a significar algo así como un aviso a los demás: cuidado, siga a uno que está perdido. Por ejemplo, dado el siguiente sistema de ecuaciones auto-referentes:

**R1= T**  
**R2= F**  
**R3= Basic( R3 , R1 , R4 )**  
**R4= Basic( R4 , R3 , R5 )**  
**R5= Basic( R5 , R4 , R6 )**  
**R6= Basic( R6 , R2 , R5 )**

Si iteramos el sistema a partir de la condición inicial I asignada a todas las variables, tenemos las siguientes etapas hasta que el sistema alcanza un punto fijo:

	R1	R2	R3	R4	R5	R6
t=0	I	I	I	I	I	I
t=1	T	F	I	I	I	I
t=2	T	F	T	I	I	F
t=3	T	F	T	T	F	F
t=4	T	F	T	J	J	F
t=5	T	F	J	J	J	J

En un trabajo previo [23], hemos estudiado estas dinámicas mediante simulación usando el lenguaje de programación Lisp, con un colectivo de 100 agentes un experimento parametrizado según el número de referencias 1, 2,...,99 y repetido 1000 veces por cada valor del parámetro. Medimos la cantidad de agentes en los estados I, F, T, J cuando el sistema converge. En la figura 3 se muestran los resultados obtenidos.

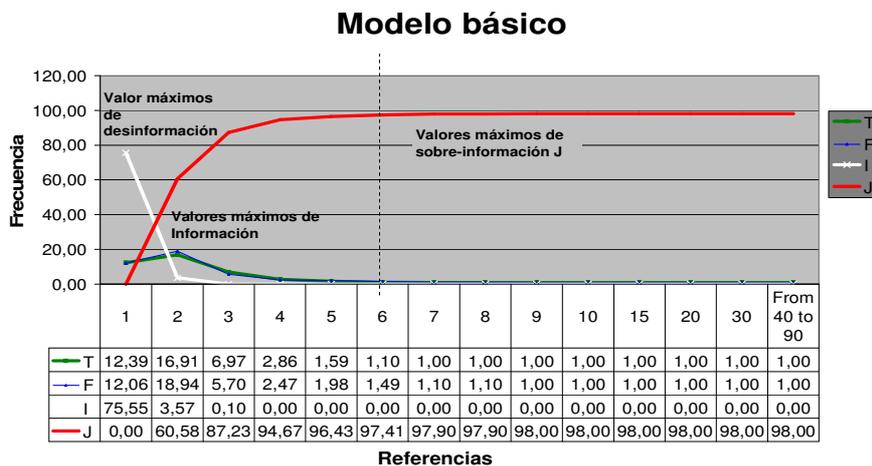


Fig.3. Elección de los agentes al converger el sistema.

### 3.1 Primer problema de percolación.

Identificaremos en el gráfico tres problemas de percolación [24, 25], concepto físico-químico que designa la filtración de un fluido en un medio poroso, como al agua que se filtra sobre el café. Básicamente, depende de la porosidad local del medio. Si es alta, por encima de cierto umbral, el fluido se cuela por toda la estructura. Si por el contrario es baja, como ocurre con el café muy molido, el líquido no pasa. Es un fenómeno crítico, de todo o nada.

Los valores lógicos los identificamos por un color: blanco para I, T es verde, F azul y J rojo. Los agentes junto con las fuentes y sus referencias forman un grafo.

La teoría de la percolación se ocupa de modelar este fenómeno como un problema de agregación de clusters conectados en un grafo. En nuestro modelo, todos los agentes eligen un número  $r$  de referencias, entre  $n$  agentes posibles. Supongamos que por las  $r$  referencias se transmite información con probabilidad  $p$ . ¿Qué valor mínimo de  $p$  asegura que pasa información desde una fuente a cualquier nodo?. Este valor es el índice de percolación  $p_c$ , que en este caso depende exclusivamente del número de referencias o grado del grafo.

De 1 a 2 referencias, el número de agentes que acaban en estado de desinformación I bajan abruptamente del 75,55% al 3,57%. Si elegimos el valor de desinformación I como medio poroso sobre el que se propagan los valores más informados, vemos que para una única referencia, en media sobre 1000 experimentos, el 75,55% de los agentes acaban desinformados. Quiere decir que 1 referencia está por debajo del índice de percolación del grafo que relaciona a los agentes<sup>3</sup>.

### 3.2 Segundo problema de percolación

Situémonos en dos referencias por agente. Supongamos ahora que asignamos a I, T y F el mismo color. Nos interesa estudiar cómo se propaga la sobre-información J sobre la información coherente. Nótese que los nodos que alcanzan el valor J son los conectados por un camino a las dos fuentes. Los valores medios de información decrecen en el rango de dos a seis referencias mientras que la desinformación gana terreno. Cabe pensar en seis referencias como un punto crítico en este caso.

Si los agentes mantienen seis más referencias, las dinámicas que produce el modelo básico acaban en media con un 98% de los agentes en estado de conflicto. A partir de seis referencias, la sobre-información gana terreno. ¿Qué métodos de resolución de conflictos pueden asegurar otro tipo de comportamientos a partir de ese número de referencias?.

Los que estudiamos experimentalmente en este artículo se estudiarán en el rango de una a seis referencias. La dinámica básica es un operador monótono en el orden del diamante, lo cual implica que los valores de sobre-información J siempre serán crecientes si a un mismo grafo le aumentamos el número de referencias. Esto explica que a más número de referencias, mayores valores de sobre-información.

---

<sup>3</sup> Si  $p=1/n$  da igual probabilidad a todas las conexiones, cada nodo transmite con probabilidad  $r/n$ . Experimentalmente se muestra en el gráfico que  $p_c=2/n$ .

### 3.3 Tercer problema de percolación.

Hablamos antes de la elección colectiva unánime. Centrémonos en la transmisión de la opinión T. En el gráfico de la figura 4, T y F tienen una curva idéntica puesto que son equi-probables. Podríamos pensar, a primera vista, que existe una gran heterogeneidad entre las dinámicas y sin embargo, las desviaciones que mostró el experimento fueron totalmente bipolares.

Contabilizaremos el número de experimentos en los que el punto fijo se alcanzó con un cómputo global a favor de T mayor al 90%, los que no alcanzaron el 10% y los que tuvieron una distribución más heterogénea. Estos resultados se muestran en el gráfico de la figura 4.

De nuevo de 1 a 2 referencias los grupos heterogéneos decrecen hasta el valor 0 mientras que en 2 los grupos quasi-unánimes alcanzan su máximo.

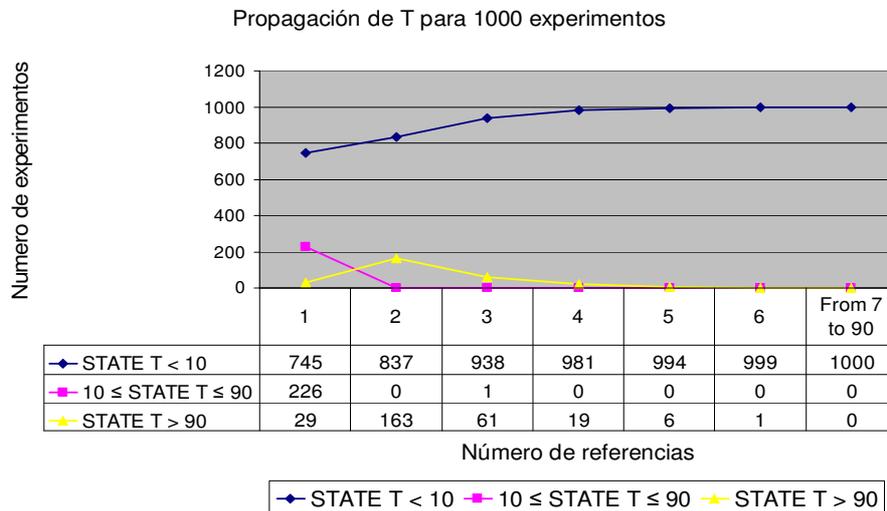


Fig.4. Propagación de la información según el número de referencias en el modelo básico.

Por último, el número de etapas necesarias para que el sistema converja, se muestra en el gráfico 5. Aquí sí que decrece la curva para valores crecientes del número de referencias, siendo de nuevo 2 referencias el punto que produce mayores costes. En este mismo trabajo previo [23], constatamos además que situando a los agentes en un plano y permitiendo que sólo crearan referencias en un entorno geográfico con los agentes más cercanos, el comportamiento se complejiza y las dinámicas heterogéneas comenzaban a surgir. Esto refuerza la idea de que la teoría de la percolación es una buena aproximación, ya que la restricción geográfica disminuye el número de posibles referencias a elegir y los nodos del grafo tienen diferentes grados.

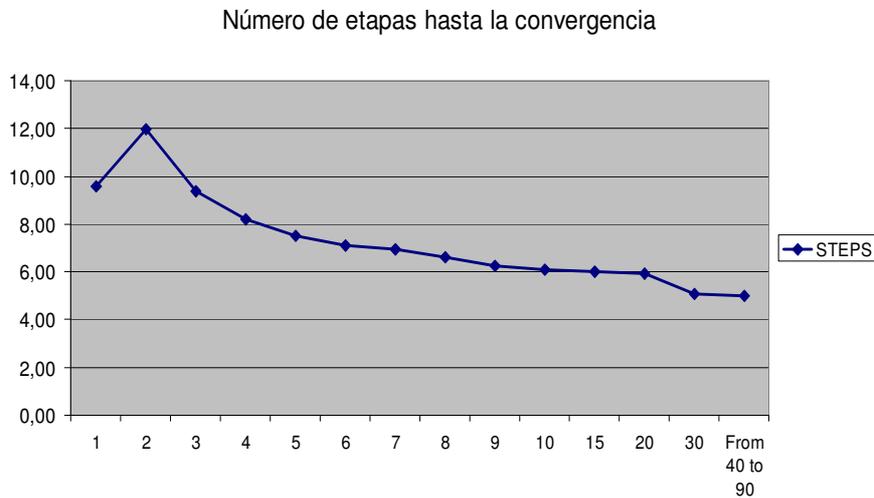


Fig. 5. Número de etapas hasta la convergencia en el modelo básico.

#### 4 Implementación en Netlogo: comparando las dinámicas de la moda y la anti-moda.

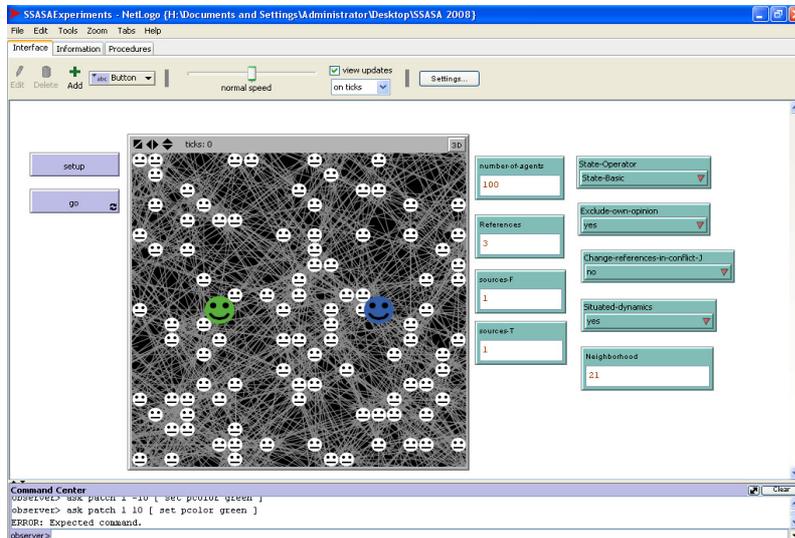
Con el fin de hacer comprensibles los conceptos anteriores, elaboramos una simulación en Netlogo<sup>4</sup>. El botón setup crea un grafo aleatorio con tantos agentes como number-of-agents tantas fuentes de cada clase, T ó F, como se especifique en las entradas de la derecha, todas situadas en la misma posición. La dinámica puede ser situada geográficamente o no. La variable Neighborhood indica el tamaño del entorno. El mundo varía entre las coordenadas (-10,-10) y (10,10) dando lugar a 21 x 21 posiciones en un cuadrado. La figura 6 se muestra la interfaz.

En la figura 7 comparamos la extensión de la información para los operadores Básico, Moda y Anti-moda variando el parámetro número de referencias de 1 a 10. y realizando 100 experimentos por cada experimento. El criterio de parada del sistema es o bien alcanzar un punto fijo o bien alcanzar 100 etapas de ejecución en el caso de puntos periódicos<sup>5</sup>. Se puede observar que mientras en la dinámica básica la sobreinformación anula a la información, en las dinámicas Moda y Anti-moda T se sitúa sobre el 50%.

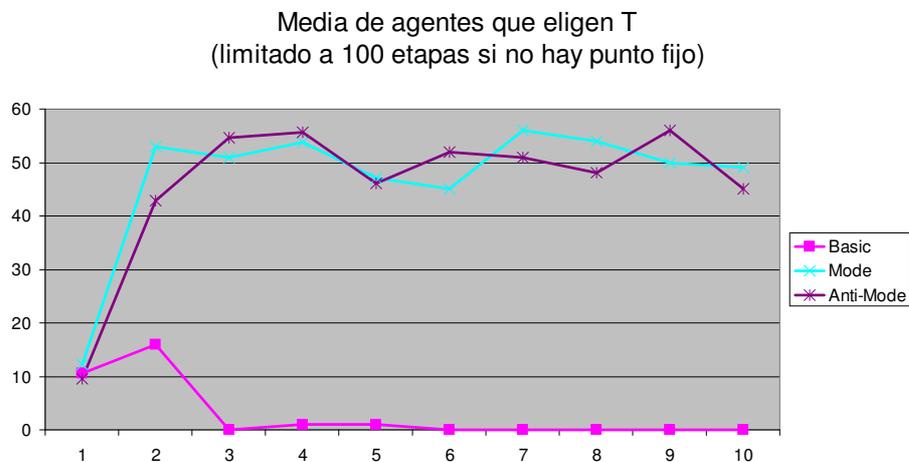
Puesto que T y F son simétricos, las dinámicas Moda y Anti-moda filtran totalmente el conflicto J. Con respecto al tiempo de convergencia, Moda y Anti-Moda reflejan la misma curva que Básica, aunque el máximo se desplaza a tres referencias, como se aprecia en la figura 8.

<sup>4</sup><http://158.109.193.2:8103/materiales/modelos-netlogo/TomaDeDecisionesColectiva.nlogo>

<sup>5</sup> Puesto que el grafo es finito, el sistema siempre acaba en un punto fijo o en uno periódico.

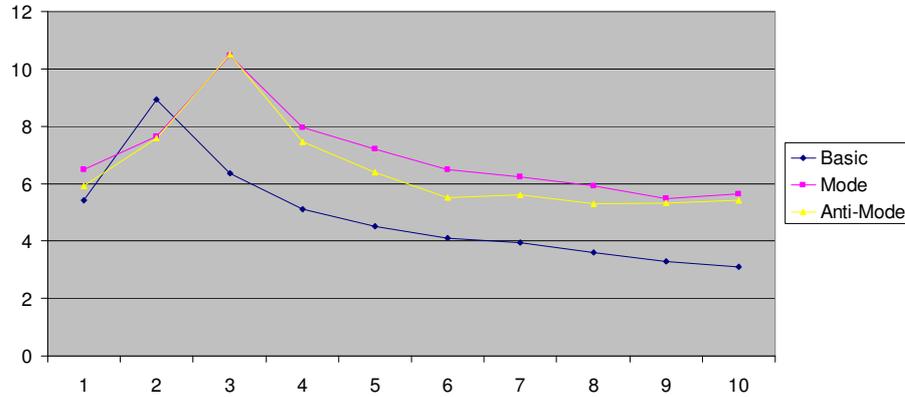


**Fig. 6.** Interfaz de la aplicación Netlogo. El botón Setup inicializa el sistema mientras que Go activa la iteración.



**Fig. 7.** Comparación de la transmisión de información según el modelo. La variable independiente cuenta el número de referencias. La variable dependiente, el número de agentes en estado T al finalizar el experimento.

**Media de etapas hasta la convergencia**



**Fig. 8.** Número de iteraciones hasta la convergencia o fin del experimento (100 etapas) comparando los tres modelos.

Con respecto a los valores medios sobre todos los experimentos, la tabla siguiente describe la media y la desviación obtenida sobre cada variable. Nótese que las dinámicas Moda y Anti-Moda eliminan totalmente el conflicto obteniendo dinámicas unánimes hacia T y hacia F, a juzgar por los valores de la desviación estándar.

<b>Básica</b>	<b>Etapas</b>	<b>I</b>	<b>T</b>	<b>F</b>	<b>J</b>
<b>Media</b>	4,84	8,70	2,86	2,32	86,12
<b>Desviación estándar</b>	2,72	26,79	14,96	13,58	34,55
<b>Moda</b>					
<b>Media</b>	6,95	7,94	47,09	44,97	0,00
<b>Desviación estándar</b>	3,18	25,44	47,89	47,76	0,00
<b>Anti-Moda</b>					
<b>Media</b>	6,51	8,79	46,07	45,15	0,00
<b>Desviación estándar</b>	3,08	26,20	48,11	47,78	0,00

## 5 El papel de la propia opinión: caos en la propagación de información.

Resulta interesante que tanto la transmisión del valor de información T ó F más frecuente como el más infrecuente entre las referencias seguidas produzcan resultados similares, eliminando el conflicto y dando lugar a dinámicas de unanimidad. Utilicemos para razonar sobre el fenómeno una topología muy especial de conexión entre los agentes: un autómata celular unidimensional. Los nodos están colocados en círculo (cierre tórico) y cada uno está conectado con k vecinos por la izquierda y k

por la derecha. Además tiene en cuenta su propio estado. La aplicación web The HandCraftCA Applet<sup>6</sup> nos será útil para explicar lo que ocurre.

La figura 9 muestra el resultado de definir un autómata celular, en la parte superior, que siempre transmite el valor más frecuente en el entorno manteniendo el propio estado en caso de empate, ejecutándose a partir de una condición inicial aleatoria. La parte inferior izquierda muestra el detalle de una ejecución a partir de la configuración que se ponga en la primera fila. Este autómata es de la clase I, la más simple en la clasificación de Wolfram [7] dando lugar tras unas pocas etapas a un punto fijo.

Aquellos autómatas en los que crecen las etapas de transición hasta alcanzar un punto fijo o de período pequeño, se llaman de la clase II. Cuando la transición a un punto periódico se hace muy larga mostrando pautas de quasi-periodicidad (hay configuraciones muy parecidas pero ligeramente desplazadas), tenemos los autómatas de la clase III y se trata del régimen de entrada al caos. La clase IV corresponde a las dinámicas de ruido. En la figura 9 se puede apreciar cómo la dinámica de la anti-moda (propaga el valor menos frecuente) produce patrones caóticos del tipo III. No es exactamente la dinámica Moda o Anti-moda que presentamos en este artículo, puesto que harían falta cuatro estados y la definición de un valor de desinformación, pero nos orienta sobre los comportamientos cualitativos que podemos esperar.

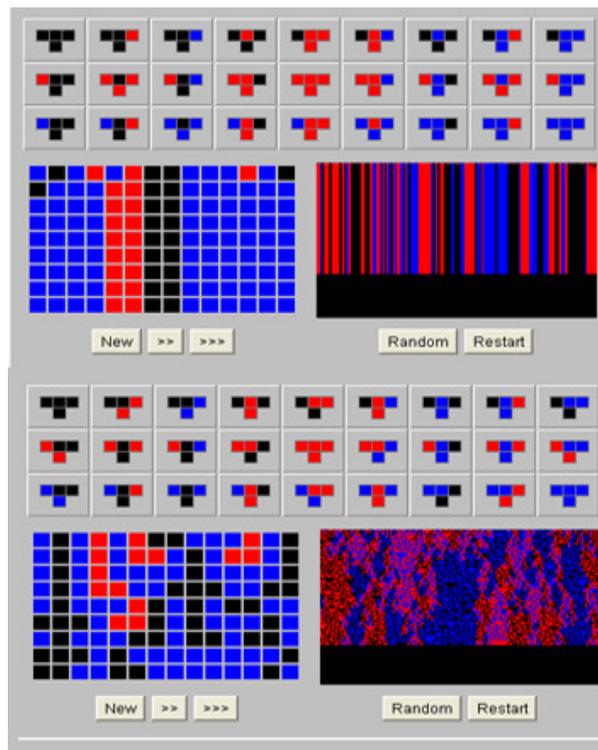


Fig. 9. Ejecuciones de las reglas de la moda y de la anti-moda.

<sup>6</sup> Disponible en la dirección <http://math.hws.edu/xJava/CA/HandCraftCA.html>.

A pesar de que la gráfica que compara los tres modelos de transmisión excluyendo la propia opinión (figura 10) es muy similar a la que sí la incluye (figura 7) en cuanto al alcance del valor final de información T, sí que hay diferencias significativas en el número de etapas y en la desviación estándar. Por cuestión de eficiencia, la condición de parada en los experimentos fue la detección de un punto fijo en un máximo de 100 etapas de ejecución.

Básica	Etapas	I	T	F	J
<b>Media</b>	4,97	7,94	3,87	3,98	84,22
<b>Desviación estándar</b>	2,84	25,70	17,97	18,53	36,44
Moda					
<b>Media</b>	11,66	8,32	45,88	45,80	0,00
<b>Desviación estándar</b>	20,82	26,22	48,53	48,47	0,00
Anti-Moda					
<b>Media</b>	11,23	7,97	46,12	45,91	0,00
<b>Desviación estándar</b>	3,08	26,20	48,11	47,78	0,00

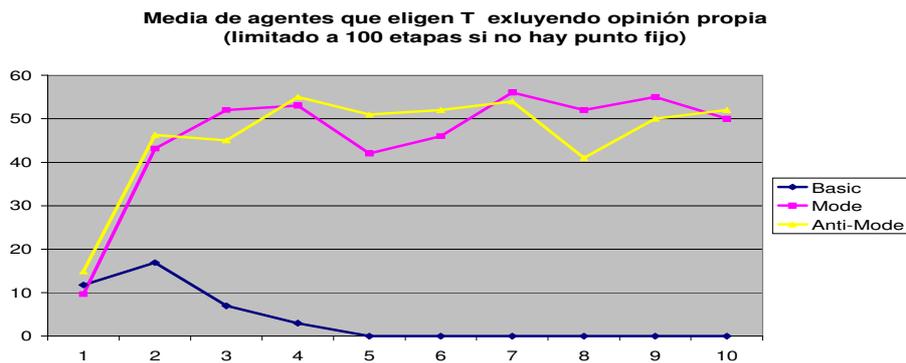
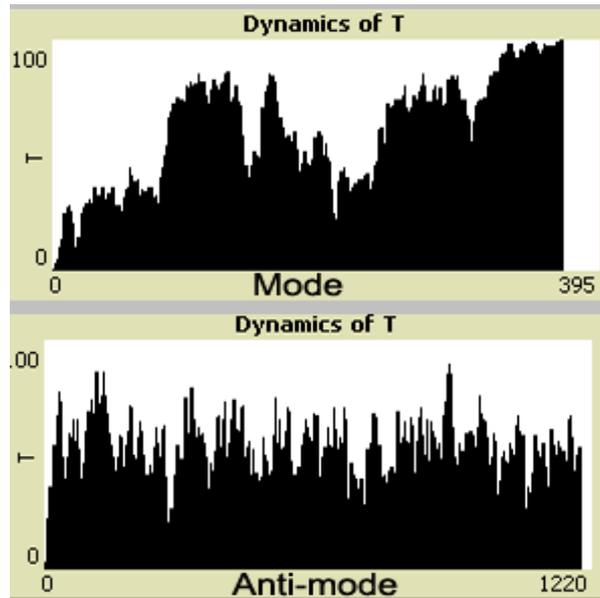


Fig. 10. Ejecuciones de las reglas de la moda y de la anti-moda.



Fig. 11. Para 2 referencias, tanto la dinámica de la moda como la de la anti-moda producen iteraciones de 100 o más ciclos.

En las gráficas de la figura 12 se muestra cómo para 2 referencias tanto la dinámica Moda como la Anti-moda llegan a alcanzar un número de pasos medio de casi 60. Hemos comprobado mediante la simulación en Netlogo que para 2 referencias excluyendo la opinión propia las dinámicas son similares a las del tipo III de los autómatas celulares. Mientras que la gráfica de la moda (superior) converge a un punto fijo tras un período de transición de 395 pasos, la segunda, correspondiente a la Anti-moda se ha cortado en 1220 pasos sin que muestre ninguna pauta de periodicidad.



**Fig. 12.** Iteraciones caóticas obtenidas para los modelos de la moda y la anti-moda con 2 referencias.

## 7 Resolución aleatoria de los conflictos.

Hablábamos en la sección 2 de una lógica de las estampidas o de las multitudes basada en la autoorganización en la que el valor  $J$  de sobre-información lleva al agente a cambiar de referencias como forma de resolución. Supongamos ahora que las referencias cambian cuando el agente entra en conflicto. Al entrar en estado  $J$ , se permite al agente que abandone alguna de sus referencias y que siga a otro agente en su lugar. La resintonización equivale a cambiar la expresión de la ecuación que rige el movimiento del agente en el tiempo de ejecución de dicha ecuación como en el ejemplo que sigue. Volvamos a la iteración del sistema de ecuaciones mostrada en la sección 3. En la etapa  $t=4$ , el agente  $R4$  entra en conflicto porque  $R5$  va hacia  $F$  mientras él mismo va hacia  $T$  siguiendo a  $R3$ .

$$\begin{array}{cccc}
 R4= & R4 + & R3 + & \underline{R5} \\
 J & T & T & F
 \end{array}$$

Supongamos que la referencia elegida aleatoriamente para cambiar es R5, y que se sustituye por R1, elegida también por azar. La ecuación varía en tiempo de ejecución para la etapa t=4, y queda:

$$\begin{array}{cccc}
 R4= & R4 + & R3 + & \underline{R1} \\
 T & T & T & T
 \end{array}$$

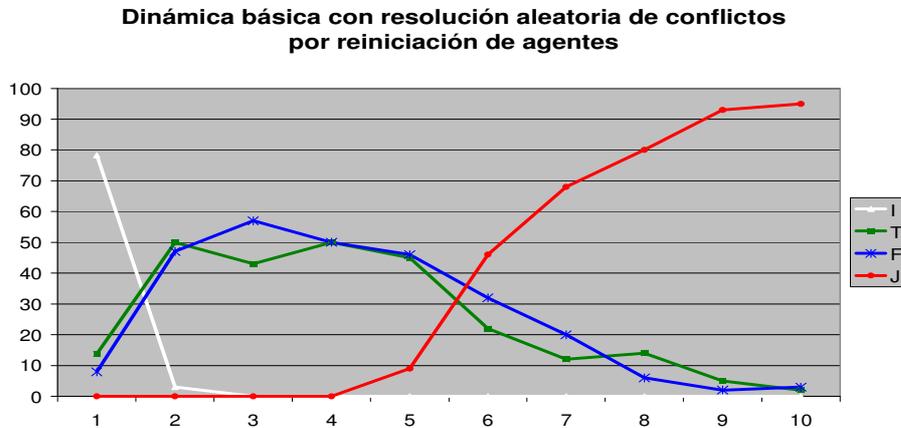
Si sólo se cambia la ecuación de R4 en la etapa t=4, la iteración anterior sería idéntica para t=1,2,3 y varía a partir de t=4 alcanzando un punto fijo con menos conflictos.

t=4	T	F	T	T	J	F
t=5	T	F	T	T	J	J

El mecanismo de cambio de referencias permite pasar de la situación de no saber, I, a la situación de saber T, F, ó J. En nuestro modelo Netlogo hemos implementado el cambio de referencias de la forma más simple: reiniciando el agente, que cambia aleatoriamente todas sus referencias y pasa al estado de desinformación I. El cambio aleatorio de referencias de acuerdo con la lógica que señalamos nos asegura SIEMPRE que el sistema convergerá a dos grupos en estados T y F.

La lógica Diamond se convierte así en otra cosa, en una lógica dinámica que funciona de acuerdo con el diagrama de la figura 1. Cualquier agente que entre en conflicto obtendrá al cambiar sus referencias un valor menor o igual a J en la etapa siguiente, mientras que los agentes en estado I sólo pueden conseguir un valor mayor o igual. Los que ya adoptan una dirección T o F sólo la dejan si entran en conflicto. Esta lógica es en definitiva una lógica para la autoorganización: el cambio aleatorio de referencias en las situaciones paradójicas (no conocimiento I, o conocimiento contradictorio J) lleva al sistema a configuraciones de orden (formación de grupos en torno a los atractores T y F).

El coste de la reiniciación aleatoria de los agentes para resolver conflictos tiene una dinámica curiosa. Nótese que si todos los agentes están en estado J, para que un agente cambie al estado T (resp. F), tiene que coincidir que sus r referencias sintonicen con la fuente T (resp. F) convirtiéndose así en una nueva fuente, el siguiente con las dos fuentes T (resp. F) y así sucesivamente. Se produce de esta forma un goteo al principio extremadamente lento que vuelca todo el sistema hacia T (resp. F). En la figura 13 se muestra la dinámica de transmisión de los valores de información y meta-información deteniendo la ejecución del sistema en un máximo de 100 etapas.



**Fig. 13.** Transmisión de los valores lógicos en el modelo básico con resolución aleatoria de conflictos por reiniciación de agentes.

## Conclusiones

Hemos modelado en términos de inteligencia de enjambre (swarm) la transmisión de información que ocurre en fenómenos de masas, cuando una colectividad elige entre dos posiciones T o F a cuál dirigirse. Hemos estudiado tres modelos de transmisión en función del número de referencias que relacionan a los agentes con sus informadores:

- La dinámica básica lleva a los agentes masivamente al estado conflicto F. La resolución aleatoria de conflictos por reiniciación de los agentes sólo es efectiva para un número de referencias bajo.
- Las dinámicas Moda y Anti-moda elimina los conflictos J y lleva a los agentes unánimemente al estado T ó al estado F. Para 2 referencias, las dinámicas son caóticas, del mismo tipo de las que se dan en los autómatas celulares del tipo III en la clasificación de Wolfram.

Por razones de espacio, no hemos incluido en este trabajo un estudio del comportamiento situado del sistema, permitiendo que los agentes sólo creen sus referencias en un entorno geográfico limitado. El mayor efecto de la limitación geográfica es reducir el número de referencias de los agentes, de forma que éstas se hacen heterogéneas. En estos casos, disminuye los conflictos J, pero para ratios pequeños aumenta el número de agentes desinformados I.

Como línea abierta, sugerimos la formalización del sistema en términos de la teoría de la percolación, que es en nuestra opinión el concepto que mejor podría explicar los comportamientos observados.

En [26] comenzamos a explorar otra aproximación al problema de seguimiento mutuo de agentes en términos de IE sin entrar en el terreno de la lógica: se trata de representar relaciones de enemistad en un grafo arbitrario, dos agentes conectados son enemigos y los enemigos de los enemigos son amigos. Los agentes navegan huyendo

de los enemigos y acercándose a los amigos formándose así clusters a los que asignamos diferentes colores, resolviendo así el problema de la coloración de grafos, que tiene una elevada complejidad computacional.

Los resultados que mostramos en este trabajo, así como los obtenidos en [26] indican como relevante el estudio de la conectividad del sistema en términos de Q-análisis [27, 28, 29, 30], una metodología que permite representar al agente y sus referencias como un poliedro en un espacio n-dimensional. En lugar de un grafo de referencias, manejaríamos un hipergrafo en el que las aristas generalizadas son los entornos. La dinámica basada en la conectividad se modelaría permitiendo la transmisión de información sólo en el caso en el que el agente receptor tenga suficientes referencias en común con el emisor.

En cuanto a la base sociológica que pueda dar fundamento a este modelo, en términos generales encontramos apoyo en la psicología social y en la teoría de la acción social de Weber [19, 31] en el plano de la dinámica social que se representa. Encajaría en esta línea la de masas la “teoría de la amplificación”, que desarrolla la idea de que los individuos de una sociedad amplifican las conductas de su entorno [5].

Desde el punto de vista estructural, una lógica de la auto-organización podría ser la base para modelar un sistema de agentes capaces de asignar las mismas palabras a las mismas cosas dando cuenta de la formación de campos semánticos en el sentido de Saussure, utilizando los mismos fundamentos que dan base a la formalización de la sinonimia en [32] y una adaptación del algoritmo de autoorganización de Kohonen [33]. Por último, la noción de *habitus* y desvío del *habitus* en la obra de Bourdieu sugiere mecanismos miméticos de amplificación y separación que encajan a la perfección en el paradigma de la inteligencia de enjambre en su intersección con la teoría de redes sociales [34].

Por último, queda pendiente una incursión en el terreno teórico relacionando los contenidos aquí expuestos y en general los conceptos que puede proporcionar la inteligencia de enjambre a la sociología analítica.

### Agradecimientos

The Spanish Ministerio de Educacion y Ciencia supports this work through grant DPI2006-15346-C03-03.

### Referencias

1. Chen, Z.: Computational Intelligence For Decision Support. The Crc Press LLC. U.S.A. (2000)
2. Russell, S., Norvig, P.: Inteligencia Artificial Un Enfoque Moderno. Prentice Hall Hispanoamericana. México (1996).
3. Bonabeau, E. , Dorigo, M. , Theraulaz, G. Swarm Intelligence: From Natural To Artificial Systems. Oxford University Press (1999)
4. Camazine S., Deneubourg J.L., Franks N., Sneyd J., Bonabeau E. & Theraulaz G.: Self-Organization In Biological Systems. Princeton University Press. (2001)
5. Kennedy, J., Eberhart, R C., Shi, Y.: Swarm Intelligence. Academic Press U.S.A. (2001).
6. Schut, M. C.: Scientific Handbook for Simulation of Collective Intelligence. Edición electrónica en <http://sci.collectivae.net/> (2000).

7. Langton, C.G.: Life At The Edge Of Chaos. In LANGTON, C.G: Artificial Life II. Adison Wesley (1990) p.41-90.
8. Deneubourg, J. L. Et Al.: The Dynamics Of Collective Sorting Robots-Like-Ants And Ants-Like-Robots. Custom Course Material CS.425 ARTIFICIAL LIFE, Instructor KOZA, (1993). Standford Bookstore.
9. Simó, C.: Cómo Entender El Caos Determinista. Revista Mundo Científico. (Agosto 1991).
10. Gleick, J.: Caos. Ed. Seix Barral Barcelona (1988).
11. Navarro, P.: El Holograma Social. Siglo Veintiuno De España Editores. Madrid 1994
12. Parra Luna, F. "¿Para Qué Sirve La Teoría De Sistemas En Sociología?" REIS Vol 15 Jul-Sep. (1981) p. 77-114.
13. Balandier, G.: El Desorden. Editorial Gedisa. Barcelona (1994).
14. Noguera, J.A.: Introduction : why we need an analytical sociological theory. *Papers: revista de sociologia*, N. 80 (2006) p. 7-2.
15. Saussure, F.: Curso De Linguística General. Akal/Universitaria Madrid 1989
16. Durkheim, E.: Las Reglas Del Metodo Sociologico. Akal Universitaria. Madrid (1987).
17. Bourdieu P.: Espacio Social Y Poder Simbolico En "Cosas Dichas". Gedisa Barcelona (1997).
18. Bourdieu P.: ¿Que Significa Hablar? Akal/Universitaria. Madrid. (1985).
19. Lamo de Espinosa, E., González García, J.M. y Torres Albero C: Sociología del conocimiento y de la ciencia. Alianza Editorial. Madrid (1994).
20. Cases, B. Olasagasti, F.J. "Q-DIAM: A Language For Self-Organizing Task Recruiting In Social Multiagent Systems". Proceedings Of The Third IASTED Conference In Robotics And Manufacturing, IASTED Acta Press (1995).
21. Hellerstein, N. S.: Diamond, A Logic Of Paradox. CYBERNETICS Vol 1. Nº1 American Society For Cybernetics. USA.(Summer-Fall 1985 1985).
22. Hellerstein, N. S.: Diamond, A Paradox Logic. World Scientific Publishing Company . Singapore (1997).
23. Cases,B., Gonzalez-Nalda, P. "A Dynamical Model Of Social Agents Following The Mode". En R. Moreno, M. A. Veganzones, M. T. Garcia (Eds.) I Jornadas De Inteligencia Computacional. Upv/Ehu (2007) p. 322-333.
24. Grassberger, P "La Percolación O La Geometría Del Contagio" Mundo Científico, Agosto (1991). P.764-770
25. Grimmett, G. Percolation, Second Edition, Springer (1999).
26. Cases B. , Hernandez, C., Graña, M., D'Anjou, A.: On The Ability Of Swarms To Compute The 3-Coloring Of Graphs. En Bullock, S., J. Noble, R. Watson, And M. A. Bedau (Eds.): Artificial Life XI: Proceedings Of The Eleventh International Conference On The Simulation And Synthesis Of Living Systems. Mit Press, Cambridge (2008)
27. Atkin, R. H.: Q-Analysis. A Hard Language For The Soft Sciences. Futures 10 (6) (1978). P. 492-499
28. Atkin, R. H.: .Multidimensional Man. Penguin Books. Gran Bretaña (1981).
29. Atkin, R. H.: "The Methodology Of Q-Analysis Applied To Social Systems" In Cavallo, R. (Ed.): System Methodology In Social Sciences Research. Kluwer- Nijhoff Publishing. U.S.A. (1982).
30. Johnson, J.H.: Q-Transmission In Simplicial Complexes. International Journal of Man-Machine Studies Nº 16 (1982). P.351-377.
31. Rocher, G.: Introducción a la Sociología General. Ed. Herder. Barcelona (1978).
32. Cases, B.: Aplicación Del Q-Análisis, De La Lógica Diamond Y De La Teoría De Atractores Sobre Conjuntos Finitos A La Formalización De Diccionarios De Sinónimos. Tesis Doctoral. Dpto. De Lenguajes Y Sistemas Informáticos De La Universidad Del Pais Vasco. (1991).
34. Requena, F.: El Concepto De Red Social. REIS. Revista Española De Investigaciones Sociológicas. Nº 48, (Octubre- Diciembre 1989). P.137-152.

