Nemiche, M., Pla-López, R., Cavero, V. (2013)
Un modelo para simular los comportamientos sociales
Revista Internacional de Sistemas, 18, 19-28

Un Modelo Teórico Basado en Agentes para Simular la Evolución de los Comportamientos Sociales en un Mundo Artificial

Mohamed Nemiche[1], Rafael Pla-López[2] y Vicente Cavero[3]
[1]Departamento de Informática, Facultad Polidiciplinaria de Ouarzazate,
Universidad Ibn Zohr, Agadir, Marruecos
[2]Departamento de Matemática Aplicada, Universitat de València, España
[3]Departamento de Informática, Universitat de València, España
{nemiche, Rafael.Pla , Vicente.Cavero}@uv.es

Resumen

La simulación basada en agentes en ciencias sociales, como tipo de simulación computacional en ciencias sociales, ha sido ampliamente usada para explorar los fenómenos sociales. El objetivo de este artículo es describir un modelo teórico basado en agentes para simular trasmisión y evolución de los comportamientos sociales en un mundo formado por sociedades artificiales.
En este modelo, cada agente (sociedad) está subdividido en comportamientos sociales donde los aprendizajes individual y social ocurren. Las interacciones agente-agente se llevan a cabo mediante sus comportamientos sociales, mientras que las interacciones agente-entorno se llevan a cabo mediante el consumo de los recursos ecológicos en represión y satisfacción.

El modelo genera varias posibles evoluciones, en este trabajo nos centramos en dos tipos: primero evoluciones donde el sistema se acaba en un estado de globalización, es decir un comportamiento que predomina en todos los agentes vivos; segundo evoluciones donde el sistema termina con hecatombe ecológica durante la globalización con el estado más represivo, es decir, fin de la evolución por agotamiento de los recursos.

El modelo está implementado en el lenguaje Java; sus simulaciones pueden servir para estudiar las diferentes trayectorias de la evolución humana.

Palabras clave: Modelación basada en Agentes; Comportamiento Social; Aprendizaje por refuerzo positivo y negativo; Represión; Satisfacción.

Résumé

La simulation à base d'agents en sciences sociales, comme approche computationnelle de simulation sociale, a été largement utilisée pour explorer les phénomènes sociaux. L'objectif de cet article est de décrire un modèle théorique de transmission et d'évolution des comportements sociaux dans un monde constitué de sociétés artificielles à base d'agents.
Dans le modèle, chaque agent (société) est subdivisé en comportements sociaux où l'apprentissage individuel et social se produit. Les interactions agent-agent sont menées par leurs comportements sociaux, alors que les interactions agent-environnement sont menées par la consommation de ressources écologiques en répression et en satisfaction.

Le modèle génère plusieurs types d'évolution, dans ce travail nous ciblons deux types : d'abord les évolutions, où le système termine dans un état de globalisation; c'est-à-dire, un comportement social qui prédomine l'ensemble du système; en second lieu les évolutions, où le système termine dans un état de l'hécatombe écologique ; c'est-à-dire, la fin de l'évolution à cause de l'épuisement des ressources écologiques pendant la globalisation avec le comportement social répressif.

Le modèle est implémenté en langage Java; sa simulation peut aider à comprendre les processus impliqués dans l'évolution de l'humanité est ses différentes trajectoires.

1. INTRODUCCIÓN

Pla-López, en trabajos anteriores ([11],[12]) ha construido un modelo de evolución social a partir de una teoría general de aprendizaje [12]. En su modelo inicial, el entorno donde evolucionan los sub-sistemas sociales es unidimensional. En una versión adaptada de este modelo Nemiche y Pla-López han simulado la dualidad entre oriente y occidente introduciendo una diferenciación entre comportamientos individuales y gregarios ([8]-[10]). El actual trabajo propone una nueva versión del modelo en un entorno bidimensional, con recursos ecológicos locales, y basado en agentes.

La simulación basada en agentes ha demostrado ser una técnica potente para modelar los sistemas complejos y especialmente los sistemas sociales ([1], [3]-[5]). En este tipo de simulación el comportamiento global de un sistema es el resultado de los comportamientos individuales y sus interacciones.

Ciertamente, uno de los puntos clave de la simulación multiagentes es el concepto de la emergencia. Lo que implica que los fenómenos emergentes son modelos macroscópicos resultantes de interacciones descentralizadas de componentes individuales simples [6]. En ciencias sociales la idea de la emergencia toma una dimensión suplementaria vista la importancia de la complejidad [7].

2. EL MODELO

El modelo está compuesto de N agentes adaptativos y autónomos que consumen los recursos ecológicos en satisfacción y en represión para satisfacer sus objetivos. Cada agente *A* representa una sociedad artificial, su estado está definido por tres variables [9]:

1. la dimensión del agente $m_A \in \{1,2,\dots,m_{max}\}$: en el instante $t=0$ todos los agentes se inicializan con la dimensión 1 (sociedad primitiva), la dimensión aumenta con el paso del tiempo según algunas condiciones hasta el valor máximo m_{max} de manera autónoma para cada agente. Con el aumento de la dimensión simulamos el desarrollo tecnológico (progreso) de cada agente.
2. un vector *U* de m_A componentes binarios (presencia o ausencia de un código del comportamiento social *U*); $U=(U_{mA-1},\dots,U_1,U_0)$ representa un comportamiento social disponible para el agente *A*. El numero de los comportamientos sociales disponibles para el agente *A* est 2^{mA}.
3. $P^t_A(U)$ el peso de cada comportamiento social de un agente *A* en el instante *t*; este peso es una función de probabilidad que se pone al día en cada paso del tiempo.

Por ejemplo, si en el instante *t* la dimensión de un agente *A* es 4; en este caso los comportamientos sociales disponibles para *A* son: *(0,0,0,0), (0,0,0,1), (0,0,1,0), (0,0,1,1), (0,1,0,0), (0,1,0,1), (0,1,1,0), (0,1,1,1), (1,0,0,0), (1,0,0,1), (1,0,1,0), (1,0,1,1), (1,1,0,0), (1,1,01), (1,1,1,0), (1,1,1,1)* (representación binaria (base 2)). En las interfaces de simulación representamos los comportamientos sociales con sus formas hexadecimales (base 16), es decir, *0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, A, B, C, D, E, F*. (ejemplo $((1,1,1,1)_{)2})=(F_{)16})$. En cada instante *t*, para cada comportamiento social V de un agente *A* se calcula su probabilidad $P^t_A(V)$ $(\sum_W P^t_A(W)=1)$. Un comportamiento social *V* predomina en el agente *A* en el instante *t* si $P^t_A(V)\geq 0.5$.

A. Entorno

El entorno en el cual evolucionan los agentes es un espacio descrito, bidimensional en la forma de una retícula de celdas con recursos renovables variables y limitados.

- $X\in N^*$, $Y\in N^*$ son respectivamente las dimensiones de la retícula en abscisas y en ordenadas.
- Cada celda está localizada con sus coordenadas *(x,y)* con $x\in [0,X-1]$, $y\in [0,Y-1]$.

En esta versión usamos la distancia euclidiana. El origen de la retícula se encuentra abajo a la izquierda.

Cada celda está caracterizada por su capacidad inicial, máxima, su tasa de regeneración y una variable de estado que representa la cantidad de recursos disponibles. Para simplificar el modelo considéranos que todas las celdas tienen la misma capacidad máxima y la misma tasa de regeneración.

Más formalmente, usamos las notaciones siguientes:

- $K^0(x,y) \in \mathrm{R}^+$: la cantidad de los recursos iníciales de las celdas.
- $K_{max} \in \mathrm{R}^+$: la capacidad máxima de los recursos de las celdas.
- $\rho \in]0,1[$: la tasa de regeneración de los recursos
- $K^t(x,y) \in \mathrm{R}^+$ con $K^t(x,y) \leq K_{max}$: la cantidad de los recursos en el instante t en la celda (x,y).

Cuando un agente *A* ocupa la celda *(x,y)*, el valor de *K(x,y)* se pone al día con la fórmula siguiente: $K^{t+1}(x,y) = min[K^t(x,y) + \rho K^t(x,y) - (CS^t + CR^t), K_{max}]$

Donde *CS* es el consumo de los recursos por satisfacción del agente *A*

CR es el consumo de los recursos por represión del agente *A*.

Las fórmulas de *CS* y *CR* serán presentadas en la sección K.

Cuando la celda *(x,y)* está libre, el valor de *K(x,y)* se pone al día con la fórmula siguiente:

$$K^{t+1}(x,y) = min[K^t(x,y) + \rho K^t(x,y), K_{max}]$$

La capacidad inicial de los recursos de las celdas son repartidos de forma aleatoria no uniforme entre dos valores K_{min} y K_{max}. (En esta versión del modelo K_{min} y K_{max} son parámetros constantes para todas las celdas).

B. Propiedades Estáticas del Comportamiento Social

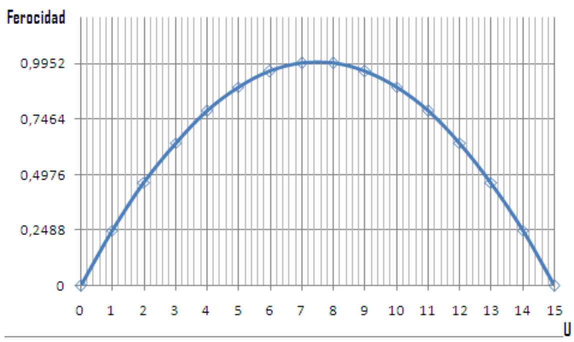
Los comportamientos sociales en este modelo se caracterizan por sus capacidades represivas iniciales y sus posibilidades técnicas de satisfacción. La capacidad represiva inicial de un comportamiento social U depende de su fuerza $\mu(U)$ y de su ferocidad $\nu(U)$. Queremos que la capacidad represiva inicial *RC* sea nula cuando el comportamiento social no tenga fuerza o ferocidad. La dependencia más sencilla es: $R_C(U) = \mu(U) * \nu(U)$,

lo que garantiza $R_C(U)=0$ si $\mu(U)=0$ o $\nu(U)=0$

1). La fuerza: Queremos que la fuerza de un comportamiento social aumente con el aumento de la dimensión nativa y con el número de los atributos incluidos (social behavior code). Teniendo en cuenta la representación binaria de los comportamientos sociales, la función más sencilla que cumple estas condiciones es su representaciones decimal; es decir, $\mu(U) = \sum_i 2^i U_i$

2). La ferocidad: Suponemos que la ferocidad disminuye con los comportamientos más evolucionados (los comportamientos sociales *U* con $U_{mmax-1}=1$), y aumenta con los comportamientos menos evolucionados ($U_{mmax-1}=0$). La formulación de la ferocidad en este modelo es:

$$\nu(U) = 1 - \left(\frac{2.\sum_i 2^i U_i}{2^{m_{\max}} - 1} - 1\right)^2$$



Queremos que la capacidad represiva inicial del comportamiento social (0,1,…,1,1) sea 1, por eso dividimos la fuerza con 2^{mmax-1}-1. La nueva fórmula de la ferocidad es:

$$\mu(U) = \frac{\sum_{i=0}^{\max -1} 2^i U_i}{2^{m_{\max}-1} - 1}$$

3). Posibilidad Técnica de Satisfacción: Deseamos que la posibilidad técnica de satisfacción π aumente con el progreso tecnológico entre los valores 0 y 1. Así, la satisfacción aumentará con el número de los atributos (código del comportamiento social) que incluye el comportamiento social. La dependencia más flexible y sencilla que corresponde a la posibilidad técnica de satisfacción es la función:

$$\pi(U) = \frac{1}{m_{\max}} \sum_{i=0}^{m_{\max -1}} U_i$$

La tabla siguiente muestra los valores de la fuerza, ferocidad, capacidad represiva inicial y posibilidad técnica de satisfacción de los comportamientos sociales con m_{max}=4 :

U	μ(U)	ν(U)	RC(U)	π(u)
U=0	0	0,3	0	0
U=1	0,143	0,461	0,066	0,25
U=2	0,286	0,61	0,174	0,25
U=3	0,429	0,741	0,318	0,5
U=4	0,571	0,85	0,486	0,25
U=5	0,714	0,932	0,665	0,5
U=6	0,857	0,983	0,842	0,5
U=7	1	1	1	0,75
U=8	1,143	0,982	1,122	0,25
U=9	1,286	0,929	1,194	0,5
U=A	1,429	0,84	1,2	0,5
U=B	1,571	0,719	1,129	0,75
U=C	1,714	0,568	0,974	0,5
U=D	1,857	0,394	0,732	0,75
U=E	2	0,202	0,404	0,75
U=F	2,143	0	0	1

TABLA I
LOS VALORES DE LAS PROPIEDADES ESTÁTICAS DE LOS COMPORTAMIENTOS SOCIALES

C. Aprendizaje Multiagentes

Usamos el modelo de aprendizaje probabilístico construido por Pla-López [12]. Este modelo, basado en la ley del refuerzo positivo y negativo (aprendizaje por refuerzo positivo y negativo), permite a los agentes poner al día sus bases de conocimientos agregando y suprimiendo informaciones a partir de la percepción de efectos positivos y negativos de sus acciones. La función del cumplimiento del objetivo $PG_A(U)$ de un comportamiento social U de un agente A depende de la posibilidad de satisfacción $\pi(U)$ y de un factor $(1\text{-}\sigma_A(U))$ determinado por el contexto social [9]:

$$PG_A(U) = \pi(U)\left(1 - \sigma_A(U)\right)$$

$\sigma_A(U)$ es la represión sufrida por el comportamiento social U en el agente A.

La probabilidad $P_A(U)$ del comportamiento social U de un agente A aumenta cuando se cumpla el objetivo; de manera que valores de $PG_A(U)$ superiores a un valor de referencia PR_{A} determinan un aumento de la función de acumulación de memoria $f_A(U)$:

$$\begin{cases} f_A{}^{t+1}(U) = \max\left\{ f_A{}^t(U) + \lambda_i \left(PG_A^t(U) - PR_A^t \right) P_i^t(U), 0 \right\} \\ f_A{}^0(U) = K_A{}^t \ \text{ si } U \le 2^{m_A} \text{ -1 y } f_A{}^0(U) = 0 \,\text{si}\, U > 2^{m_A} \text{ -1} \end{cases}$$

$$p_A{}^t(U) = \frac{f_A{}^t(U)}{\sum_V f_A{}^t(V) = B_A{}^t} \quad \text{se calcula solamente si } B_A{}^t \ne 0$$

$$PR_A^t = \sum_V PG_A^t(V)\, p_A^t(V)$$

$B_A{}^t$ es la función acumuladora de memoria del agente A en el instante t.

$B_A{}^t=0$ se interpreta como la muerte del agente *A*

$K_A{}^t$ es la capacidad de los recursos de la celda que ocupa el agente *A*.

En esta formulación de la función de acumulación de la memoria $f_A(U)$, el aprendizaje del comportamiento social U toma en consideración solamente el aprendizaje individual; es decir, la propia experiencia del comportamiento social expresada por $P_A{}^t(U)$.

D. Progreso Tecnológico

Simulamos la posibilidad del desarrollo tecnológico (progreso) de un agente *A* mediante el aumento de su dimensión nativa

m_A. Este aumento tiene dos causas que actúan aditivamente:

1. La probabilidad del incremento de la dimensión nativa aumentará linealmente con la memoria acumulada en el agente i, expresada por B_A, de modo que si $B_A > prg$ se produce con seguridad el aumento de la dimensión nativa en una unidad (prg es una cota que se mantiene contante).
2. También puede aumentar por la difusión de tecnología[1], que expresaremos por la acumulación de información procedente de otros agentes sobre comportamientos sociales con dimensión superior a su dimensión nativa.

   Así, se aumenta la dimensión nativa de un agente A cuando se cumple la siguiente condición:

$$\beta + \sum_{U>2^{m_A}-1} P_A^{\ t}(U) + \frac{B_A^{\ t}}{prg} \geq 1$$

   donde β es una variable aleatoria uniforme en el intervalo [0,1]

E. *Reproducción y muerte de los agentes*

En nuestro modelo un agente A puede morir por dos causas posibles:

1. Por insatisfacción: cuando $B_A=0$ (es decir, $f_A(U)=0$ para todo U). Un agente A puede llegar esta situación cuando ningún comportamiento social disponible para el agente lleva al complimiento del objetivo.
2. Muerte natural: cuando menor sea la influencia del aprendizaje en su comportamiento. Eso ocurre con mayor probabilidad cuando B_A se aproxima a un valor máximo al que llamamos *tanatos*.

La reproducción del los agentes se hace de dos formas:

1. por relevo: cuando un agente i muere naturalmente, inmediatamente se produce el relevo con la aparición de un nuevo agente neófito que ocupa la celda libre. Si introducimos una variable aleatoria α_1 entre]0,1[, podemos expresar la condición del relevo por:

$$\alpha_1 + \frac{B_A^{\ t}}{\text{tanatos}} \geq 1$$

2. por recuperación: cuando un nuevo agente neófito ocupa la celda dejada previamente libre por muerte por insatisfacción. Queremos facilitar la recuperación de un agente previamente predominado por comportamientos sociales menos evolucionados[2]. Si introducimos una variable aleatoria α_2 entre]0,1[, podemos expresar la condición de la recuperación de un agente A por:

$$\alpha_2 + \sum_U a(U) P_i(U) \geq 1$$

donde $a(U) = a_0\left(1 - \frac{2U}{2^{m_{\max}} - 1}\right)$, $a_0>0$

y $U=\sum 2^i U_i$

Cuando se produce la recuperación o el relevo, la función de acumulación de memoria del nuevo agente neófito con:

$$f_B^{\,t}(U) = K_B^t \quad \forall\ U \leq 2^{m_B} - 1$$

$$f_B^{\,t}(U) = 0 \quad \forall\ U > 2^{m_B} - 1$$

Donde K_B son los recursos de la celda que ocupa el agente A.

m_B es la dimensión del nuevo agente neófito *B*.

En caso de relevo, la dimensión m_B del agente neófito es igual a la dimensión del agente muerto. En caso de recuperación, la dimensión del agente neófito m_B es igual a la dimensión máxima de sus vecinos más cercanos.

F. *Impacto de un Agente*

El impacto (la influencia) que tiene un agente *A* sobre otro agente *B* está determinado por la función siguiente:

$$IMP(A,B) = \sum_U P_A(U) impact\big(U, d(A,B)\big)$$

donde $d(A,B)$ es la distancia que separa el agente A del agente B,

[1] Caracterizamos una sociedad tecnológicamente avanzada por una mayor capacidad de elección entre distintos comportamientos sociales

[2] La muerte por insatisfacción de un agente predominado por comportamientos sociales evolucionados normalmente dificulta su recuperación (por ejemplo su muerte puede ser causada por una guerra nuclear)

$impact(U, d(A,B))$ es el impacto que tiene el comportamiento social U a la distancia $d(A,B)$

Pensamos que el impacto de un comportamiento social *U* decrece con la distancia y es máximo cuando la distancia es 0 es decir en el propio agente (el valor del impacto de un comportamiento social *U* en un agente *A* es máximo en *A* y decrece con la distancia) [11]:

$$impact(U,d) = mimp(U) + \max\left(0, \frac{d_\mu - d}{d_\mu}\right)(Mimp(U) - mimp(U))$$

$$d_\mu = \min(1, \mu(U)) d_{\max};$$

$$mimp(U) = \max\left(0, \frac{\mu(U)-1}{\mu_{\max}-1}\right);$$

$$Mimp(U) = \frac{2 - mimp(U)}{\min(1, \mu(U))}$$

d_{max} es la distancia máxima entre las células.

Un agente *B* impacta socialmente a un agente *A* si $IMP(B,A) \neq 0$. Así, podemos decir que *B* es un vecino social de *A*.

G. Vecindad Social

Los vecinos sociales de un agente *A* en el instante *t* según este modelo es el conjunto V_A^t de los agentes que impactan el agente *A*:

$$V_A^{\ t} = \{B = 1,2,...,N / IMP^t(B,A) \neq 0 \quad \text{y} \quad B \neq A\}$$

H. Comunicación entre agentes

La formulación del modelo de aprendizaje probabilístico multiagentes toma solamente en consideración el aprendizaje individual; donde los agentes aprenden solamente de sus propias experiencias. Adaptamos este modelo introduciendo el aprendizaje social para permitir a los agentes aprender no solamente de sus experiencias sino también de la experiencia de sus vecinos sociales. Por ello la tasa de aprendizaje de un comportamiento social *U* de un agente *A* será $PL_A(U)$ en vez de $P_A(U)$

$$PL_A(U) = P_A(U) + REC_A\left(\sum_{B \in V_{Ai}} EM_B P_B(U) impact(U, d(B,A))\right)$$

donde $REC_A\left(\sum_{B \in V_{Ai}} EM_B P_B(U) impact(U, d(B,A))\right)$

es la tasa del aprendizaje social,

donde REC_A y EM_A son las capacidades de recepción y emisión del agente *A*

$$REC_A = \sum_V P(V) rec(V)$$

$$EM_A = \sum_V P(V) em(V)$$

$$em(V) = rec(V) = \mu(V)/2$$

La nueva formulación del aprendizaje Probabilístico que integra el aprendizaje social es:

$$\begin{cases} f_A^{\ t+1}(U) = \max\{f_A^{\ t}(U) + \lambda_i \left(PG_A^t(U) - PR_A^t\right) PL_i^t(U), 0\} \\ f_A^{\ 0}(U) = K_A^{\ t} \quad \text{si } U \le 2^{m_A}\text{ -1 y } f_A^{\ 0}(U) = 0 \,\text{si}\, U > 2^{m_A}\text{ -1} \end{cases}$$

$$p_A^{\ t}(U) = \frac{f_A^{\ t}(U)}{\sum_V f_A^{\ t}(V) = B_A^{\ t}} \quad \text{se calcule seulement si } B_A^{\ t} \neq 0$$

I. Resignación

En nuestro modelo, la función objetivo $PG_A(U)$ de un comportamiento social *U* en el agente *A* se compara con una referencia local $PR_A(U)$ que es la media de la función objetivo ponderada P_A

$$PR_A^t = \sum_V PG_A^t(V) p_A^t(V)$$

Para que el objetivo se compare con una referencia de vecindad tomamos una media de la función objetivo ponderada PL_A

$$PGM_A^{\ t} = \frac{\sum_V PG_A^t(V) PL_A^t(V)}{\sum_V PL_A^t(V)}$$

Para mantener una evolución coherente, dividimos la diferencia $PG_A(U)$-PGM_A por la desviación típica realizando una normalización estadística. En la práctica, la resignación se producirá con un retardo *Tr*. Así, expresaremos este proceso restando de la satisfacción *PG* un valor *PR* que evolucionará linealmente hacia la satisfacción media *PGM*

$$\begin{cases} PR_A^{t+\Delta t}(U) = PR_A^t(U) + \frac{\Delta t}{Tr_A}\left(PGM_A^t - PR_A^t\right) \\ PR_A^0(U) = \sum_{U<2^{m_{\max}-1}} \frac{\pi(U)}{2^{m_{\max}}} \end{cases}$$

Queremos modelar una situación en la que la resignación sea más lenta cuanto mayor sea la ferocidad, y por ello tomaremos:

$$Tr_A = \Delta t.Kr\left(\sum_U P_A^t(U).\nu(U) + 1\right)$$

donde *Kr* es un parámetro constante al que damos distintos valores

J. Adaptación a la represión

Recordamos que la función objetivo de cada comportamiento social *U* en un agente *A* es:

$$PG_A(U) = \pi(U)\left(1 - \sigma_A(U)\right)$$

La función objetivo de cada comportamiento social *U* de un agente *A* aumenta con el aumento de la satisfacción $\pi(U)$ y disminuye con el aumento de la represión sufrida $\sigma_A(U)$ por dicho comportamiento social (contexto social) .

Notamos $V_A^+ = V_A \cup \{A\}$ al conjunto de los vecinos sociales del agente *A* incluyendo el propio agente *A*. En este modelo adaptativo, cada comportamiento social *U* de un agente A "reprime" los otros comportamientos sociales diferentes de su mismo en V_A^+.

La represión sufrida por un comportamiento social *U* de un agente *A* depende del peso los comportamientos diferentes de *U* en V_i^+; del impacto des estos comportamientos sociales sobre el agente *A;* y la represión producida por estos comportamientos sociales. La formulación de la represión sufrida por *U* del agente *A* es [9]:

$$\sigma_A(U) = \frac{1}{S}\sum_{V\neq U}\sum_{B\in V_i^+}\left(p_B(V)\right)^2 sts_B(V) impact\left(V, d(B,A)\right)$$

$$\sigma_A(U) = \frac{1}{S}\sum_{V\neq U}\sum_{B\in V_i^+}\left(p_B(V)\right)^2 sts_B(V) impact\left(V, d(B,A)\right)$$

donde $sts_B(V)$ es la represión producida por *V* en el agente *B* y **S** es el número de los agentes vivos.

La represión producida de un comportamiento social *U* de un agente *A* evoluciona desde un valor inicial *RC(U)* (capacidad represiva de *U*) hacia la represión sufrida por *U* en el agente *A* con un retraso T_A:

$$sts_A^{t+\Delta t}(U) = sts_A^t(U) + \frac{\Delta t}{T_A}\left(\sigma_A^t(U) - sts_A^t(U)\right)$$

$$sts_A^0(U) = RC(U)$$

Queremos modelar una adaptación más rápida a la represión sufrida cuando el agente disponga de una tecnología más avanzada[3]:

$$Ta_A = \Delta t.K_a \frac{\mu_{\max}}{\sum_W \mu(W) P_A(W)}$$

donde $\mu_{\max}$ **es la fuerza máxima** ($\mu_{\max} = \mu(1,1,\ldots..,1,1)$)

K_a es un parámetro del modelo al que damos distintos valores.

K. Consumo de los recursos

Consideramos que la interacción de los agentes con el entorno mediante sus comportamientos sociales afecta a la satisfacción; de modo que la satisfacción de un comportamiento social *U* de un agente *A* en un instante *t* es:

$$\pi_A^t(U) = \pi(U).\frac{k_A^t}{K_{\max}}$$

Así, podemos expresar la nueva función del complimiento del objetivo de un comportamiento social U de un agente i en un instante t por

$$PG_A^t(U) = \pi_A^t(U)\left(1 - \sigma_A^t(U)\right)$$

Los agentes consumen los recursos en satisfacción y en represión. La cantidad de los recursos consumida por un agente i en el

3 La tecnología más avanzada se refleja con valores grandes de la fuerza

instante t en satisfacción viene dada por $CS_A^t=\sum_U p_A^t(U)\pi^t_A(U)$, y por represión es $CR_A^t==\sum_U p_A^t(U)sts_A^t(U)$

En ciertas evoluciones y con alto consumo de los recursos se puede llegar a la hecatombe ecológica es decir al fin de la evolución por causa de agotamiento de los recursos.

3. Resultados preliminares

Con nuestro modelo hemos obtenido varios tipos de evoluciones sociales. En este trabajo estamos interesados solamente en las evoluciones siguientes (véase anexo):

- evoluciones donde todos los agentes terminan predominados por el mismo comportamiento represivo (0,1,…,1,1). Es decir, un estado de globalización represiva. La perpetuidad de la globalización capitalista según Fukuyama [2] puede ser una interpretación de este resultado.
- evoluciones donde la globalización represiva se supera con otra globalización científica libre (1,1,…,1,1), caracterizada por una gran satisfacción y sin capacidad represiva inicial.
- Evoluciones que se terminan con la hecatombe ecológica. Muerte de todos los agentes por falta de recursos.

Los valores de los parámetros iníciales usados en estas simulaciones son : *ka=70; prg=10000 ;ΔT=100; Tanatos=20000; Tmax =20000 ;* $K_{max}=30$ *;*$\rho= 0.03$ *; X=10 ; Y=10,* el numero de los agentes es 90.

Un análisis de sensibilidad detallado es necesario para examinar cómo los resultados varían en función de los valores de los parámetros de inicialización.

4. Conclusiones, discusión y perspectivas

Este modelo abstracto basado en agentes para simular la evolución de los comportamientos sociales en un mundo artificial puede servir para comprender:

- los procesos implicados en la evolución social humana y sus diferentes trayectorias
- las condiciones que favorecen la perpetuidad de la globalización represiva (capitalista por ejemplo).
- las condiciones que favorecen la posibilidad de superar la globalización capitalista con otra globalización con el estado científico libre.
- Las condiciones que conducen a la hecatombe ecológica.

La validación del modelo no es fácil, por falta de datos históricos y por su carácter probabilístico. No obstante, los modelos validados no son válidos para las trayectorias futuras. El uso de modelos no validados es una práctica común. Eso no significa que los modelos no validados no puedan generar informaciones pertinentes e interesantes. Los usuarios de estos modelos deben tomar en consideración que los resultados numéricos pueden ser erróneos. Los usuarios del modelo deben estar conscientes de ello, e interesarse a las propiedades comportamentales que se repiten para los diferentes datos y parámetros del modelo, usando su experiencia [13].

La presente simulación es la primera etapa de investigación, debe ser completada con un análisis de sensibilidad. Pensamos también introducir la posibilidad de la migración de los agentes en situaciones de crisis ecológica.

Referencias

[1] R Conte, R. Hegselmann and P. Terna, “Simulating Social Phenomena,” *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems 456*. 1997.

[2] F. Fukuyama, “The end of history, five years later,” *History and Theory*. Vol. 34(2), pp. 27–43, 1995.

[3] N. Gilbert, Agent-Based Models. Quantitative Applications in the Social Sciences, London: SAGE Publications. 2007.

[4] N.Gilbert and P. Terna., “How to build and use agent-based models in social science,” *Mind and Society* 1(1), pp. 57-72. 2000.

[5] N. Gilbert and K. G. Troitzsch, Simulation for the Social Scientist. Buckingham, UK: Open University Press. 1999.

[6] J. H. Holland, Emergence. From chaos to order, Reading, MA: Addison-Wesley. 1998.

[7] R. Luis Izquierdo, M. José galan, I. Jose Santos and Ricardo del Olmo, "Modelado de sistemas complejos mediante simulación basada en agentes y mediante dinámica de sistemas," *Revista de Metodología de Ciencias Sociales*. Vol 16, julio-diciembre, pp. 85-112, 2008.

[8] M. Nemiche and R. Pla-López, "Simulation of the Anomalous Social Behaviours with a Learning Model," *Systems Research and Behavioral Science Syst. Res*, Vol 28, pp. 301-307, 2011.

[9] M. Nemiche and R. Pla-López, "A Learning model for the dual evolution of human social behaviors," Kybernetes, vol 32(5/6), pp. 679–691, 2003. **Winner of the Kybernetes Research award 2002**.

[10] M. Nemiche and R. Pla-López, "A Model of Dual Evolution of the Humanity," In 2nd International Conference on Sociocybernetics, Panticosa, 25–30, 2000.

[11] R. Pla-López, "Model of Multidimensional Historical Evolution," in R. Trappl ed, *Cybernetics and Systems'90*, World Scientific, Singapore, pp.575-582 (1990).

[12] R. Pla-López, "Introduction to a Learning General Theory," *Cybernetics and Systems: An International Journal*, Robert Trappl, Vol 19, pp. 411–429, 1988.

[13] S. Raczynski**,** "Simulation of The Dynamic Interactions Between Terror and Anti-Terror Organizational Structures," *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* vol. 7(2), 2004.

Anexo

Figura. 1 Ejemplo de una evolución que se termina con una globalización represiva

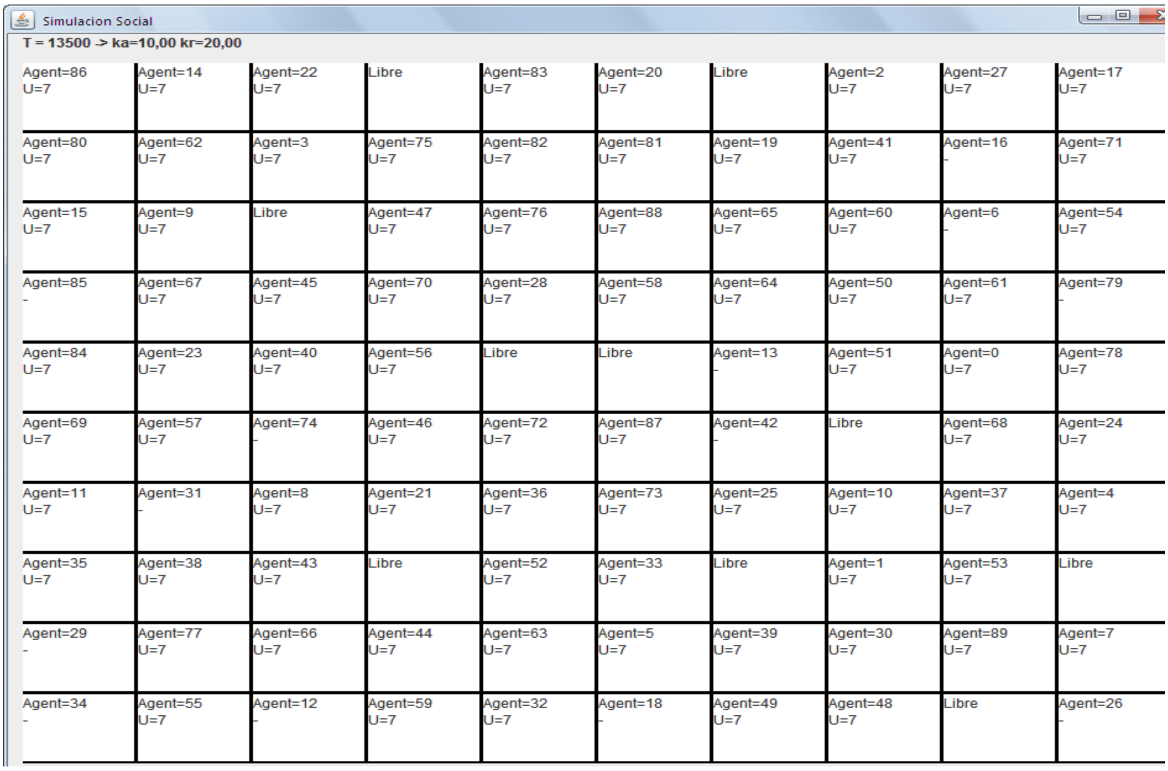


Figura. 2 Ejemplo de una evolución donde la globalización represiva se supera con la globalización científica libre

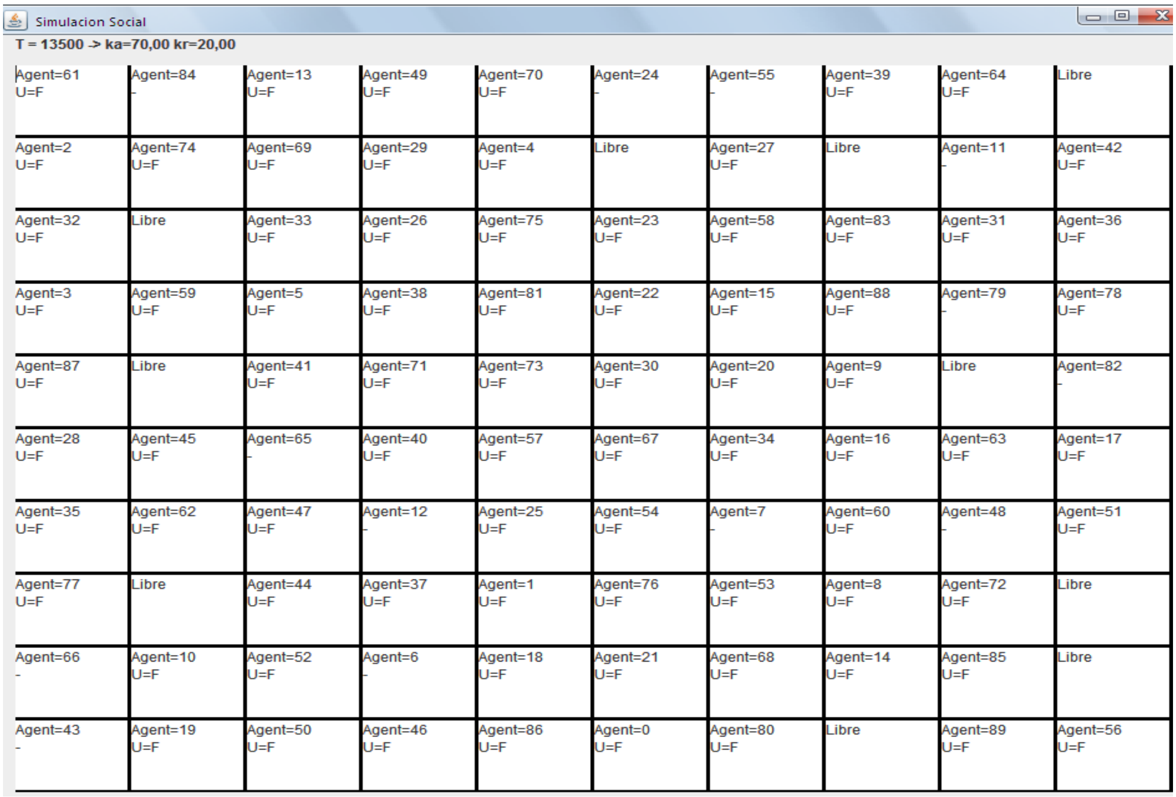


Figura. 3 Ejemplo de una evolución que se termina con la hecatombe ecológica