

# Modelo de Socio-Configuración De un Sistema Multiagente en Dispositivos Inalámbricos para Grandes Superficies

Luis Fernando CASTILLO O.

Departamento de Ciencias Computacionales, Universidad Autónoma de Manizales  
Departamento de Ingeniería Industrial, Universidad Nacional Sede Manizales  
Manizales, Caldas Antigua Estación del Ferrocarril, Colombia  
[lfcastil@autonoma.edu.co](mailto:lfcastil@autonoma.edu.co)

Manuel GONZALEZ B.

Departamento de Ciencias Computacionales, Universidad de Zaragoza  
Zaragoza, España  
[mqbedia@unizar.es](mailto:mqbedia@unizar.es)

Juan Manuel CORCHADO R.

Departamento de Informática y Automática, Facultad de Ciencias  
Universidad de Salamanca  
Salamanca, Castilla y León, Plaza de la Merced Sn, 37008, España  
[corchado@usal.es](mailto:corchado@usal.es)

## RESUMEN

En este artículo se presenta un sistema multiagente (Rec-MAS) que, a través de relaciones entre un agente de referencia (AgUser) y una serie de agentes (AgCom) con los que interacciona, proporciona un mecanismo para el seguimiento y evolución de las decisiones del agente AgUser en términos de dos parámetros: (i) la fortaleza de las creencias propias y (ii) la capacidad de influencia que tiene el entorno. El sistema se ha usado para modelar la cobertura de las actividades comerciales en una gran superficie, donde agentes comerciales (AgCom) interaccionan con un agente usuario (AgUser) que se ejecuta en un dispositivo inalámbrico (PDA, móvil, etc.) manejado por un cliente. En él recibe ofertas adaptadas a sus intereses y a las condiciones de ofertas particulares. A partir del modelo teórico y de experimentos de simulación, se han obtenido cuáles son las estrategias comerciales óptimas en relación a la evolución de la sociodinámica del sistema. Para analizar, se presentan los resultados de la puesta en marcha de un prototipo en las instalaciones de un centro comercial real.

**Palabras Claves:** Agentes, Sistema MultiAgente, Dispositivos Inalámbrico

## 1. INTRODUCCION

Los modelos basados en sociedades artificiales permiten gran cantidad de aplicaciones y enfoques. Podemos encontrar en la literatura diversos modelos matemáticos que intentan reproducir y explicar las relaciones que se establecen en sistemas sociales complejos [1,5]. Tradicionalmente los modelos teóricos que se han empleado para el análisis de sistemas sociales complejos han provenido del campo de las Ciencias Sociales utilizando técnicas cualitativas [3,11]. Sólo hasta hace poco tiempo se han empezado

a proponer modelos que intentan aproximarse a los mismos problemas desde una perspectiva cuantitativa [4]. Recientemente están teniendo gran éxito modelos basados en la teoría de la complejidad [13] y fenómenos emergentes [14]; sin embargo estos modelos, aunque recogen características muy complejas de sistemas colectivos en diferentes ámbitos [12] no tienen en consideración estados internos complejos dentro de cada elemento del sistema. En este trabajo utilizamos específicamente técnicas del área de los Sistemas Multiagente para la construcción de nuestro modelo. Los sistemas basados en agentes [8] y los sistemas multiagente [2] reúnen características formales y técnicas muy interesantes para modelar y desarrollar aplicaciones que permitan describir cuantitativamente procesos sociales de cambio de creencias y adaptación social [6]. El uso de agentes deliberativos de tipo BDI [15] ha tenido éxito en diversas aplicaciones y en diferentes campos relacionados con la informática [12]. En el modelo que proponemos existen N agentes BDI, uno de los cuales (AgUser) tiene capacidad para comprar productos en diferentes establecimientos de un centro comercial virtual que se ajusten a los deseos del usuario que representa. Los N -1 agentes restantes (AgCom) le propondrán que cambie sus opiniones para adquirir nuevos productos. En cada instante de tiempo el sistema de creencias del agente (AgUser) dependerá de su posición en el centro comercial (e.g. de las interacciones sociales en esa posición) y de lo que se ajusten sus creencias y el conocimiento de los agentes (AgCom) con los que interacciona. El artículo se distribuye de la siguiente manera: (i) en la sección 2 se presenta el modelo matemático del sistema en su conjunto y se describe el tipo de interacciones entre los agentes; (ii) en la sección 3 se presenta el mecanismo de cambio de opinión de un agente por la interacción social y la relación entre el peso de una creencia y el impacto social para cambiarla; (iii) en la sección 4 se describe los aspectos metodológicos utilizando GAIA y su implementación. (iv) En la sección 5 se presentan diferentes resultados experimentales en un entorno real a través de

dispositivos inalámbricos para luego indicar las conclusiones y el trabajo futuro.

## 2. MODELO MULTIAGENTE DE RECOMENDACION (RecMAS)

Consideremos un centro comercial virtual 2-dimensional con área A donde definimos una comunidad de N agentes, de los que N - 1 son agentes comerciales AgCom, que recomiendan la adquisición de diferentes productos, y un agente AgUser que tiene capacidad para comprar. Con el fin de tener una descripción espacial del sistema de agentes, asumimos que el espacio se encuentra dividido en z casillas  $A^* = A/z$  y denominamos  $N^j$  al número de agentes en la casilla j. El número de creencias m que constituyen el conocimiento del agente se denotan como:

$$A = \{\alpha_i\} \quad i=1,2,3\dots m$$

La creencia actual del agente AgUser acerca de un problema se representa por el parámetro  $\alpha_i$  que puede cambiar su valor en función de la interacción con otros agentes o nueva información externa, a uno de los valores del siguiente conjunto discreto:

$$\alpha_i \in \{-r, \dots, -1, 0, 1, \dots, r\}$$

Donde se asume que valores extremos negativos representan disposición a rechazar una tarea propuesta, valores positivos lo contrario, predisposición a la acción, y valores en la región intermedia del intervalo, una posición neutra esperando nueva información. Supongamos que el agente AgUser tiene el objetivo de comprar una camisa de color amarillo (denotamos  $\alpha_1$ : comprar camisa amarilla) y que la creencia sólo puede tomar tres valores: adquirirla ( $r = 1$ ), rechazarla ( $r = -1$ ) o esperar nueva información antes de tomar una decisión ( $r = 0$ ). A lo largo del centro comercial tenemos agentes comerciales (AgCom) que le sugieren cambiar de creencia ( $\alpha_i \rightarrow \alpha_j$  para que adquiera una camisa de otro color.

En la figura 1 se representa el AgUser y varios agentes AgCom representando las creencias  $\alpha_2$ : comprar camisa roja,  $\alpha_3$ : comprar camisa verde y  $\alpha_4$ : comprar camisa azul. Siguiendo este esquema y asumiendo que el número de agentes total N no cambia, diremos que el número de agentes que comparten la posición j independientemente de sus creencias, viene dado por:

$$N^j = \sum_{\alpha=1}^m N_{\alpha}^j \quad \text{Ec.(1)}$$

De forma equivalente, decimos que el número de agentes que comparten la creencia  $\alpha$  sobre un problema, ocupando cualquier posición, viene determinado por:

$$N_{\alpha} = \sum_{j=1}^z N_{\alpha}^j \quad \text{Ec.(2)}$$

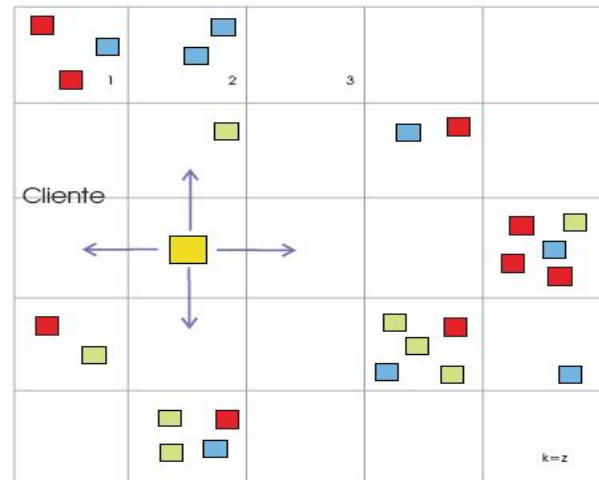


Figura 1 Espacio de socio-configuración del sistema multiagente

Con estas definiciones podemos definir el estado social y físico del sistema mediante el siguiente vector S que denominamos vector socio-configuración del sistema:

$$S = [(N_{\alpha_1}^1 N_{\alpha_1}^2 \dots N_{\alpha_1}^z), (N_{\alpha_2}^1 N_{\alpha_2}^2 \dots N_{\alpha_2}^z) \dots (N_{\alpha_m}^1 N_{\alpha_m}^2 \dots N_{\alpha_m}^z)] \quad \text{Ec.(3)}$$

El estudio que queremos llevar a cabo pretende determinar cómo evoluciona el vector de socio-configuración del sistema por el movimiento físico del agente AgUser (y eventualmente por el movimiento de los agentes AgCom) y por la interacción entre la información que cada uno posee sobre el aspecto de un tema concreto.

### 2.1 Probabilidad de cambio de opinión de un agente:

$$p(\alpha_i, t)$$

Denominamos  $p(\alpha_i, t)$  a la probabilidad de que el agente AgUser tenga la opinión i en el instante de tiempo t. La evolución del cambio de opinión  $\alpha_i$  del agente se modela como:

$$\frac{\partial p(\alpha_i, t)}{\partial t} = \sum_{\alpha_i < \alpha_j} p(\alpha_i | \alpha_j) p(\alpha_j, t) - \sum_{\alpha_i > \alpha_j} p(\alpha_j | \alpha_i) p(\alpha_i, t) \quad \text{Ec.(4)}$$

donde  $p(\alpha_i | \alpha_j)$  es la probabilidad de que cualquier creencia  $\alpha_j$  cambie a  $\alpha_i$  mientras que  $p(\alpha_j | \alpha_i)$  mide la probabilidad de que la creencia  $\alpha_i$  cambie a cualquier otra  $\alpha_j$  diferente. Denominaremos función cambio de creencia a la expresión  $p(\alpha_i | \alpha_j)$  que depende de dos contribuciones básicas: (i) del criterio de utilidad u del agente el sistema cambia de opinión

sobre un problema porque, ante nueva información, adquiere nuevos compromisos y nuevas intenciones que le acercan a sus objetivos y (ii) de la interacción social i formalizando la resistencia de un agente a mantener sus creencias si en su entorno el conocimiento sobre un aspecto de un problema es diferente.

### 3. FUNCION DE CAMBIO DE CREENCIA: $p(\alpha_i | \alpha_j)$

En ésta sección, nos propondremos encontrar una relación explícita para la expresión:

$$p(\alpha_i | \alpha_j) = f[u(\alpha_i), u(\alpha_j), i(\alpha_i, \alpha_j)] \quad \text{Ec.(5)}$$

Donde  $u(\alpha_i)$ ;  $u(\alpha_j)$  son las funciones de utilidad asociadas a las creencias  $\alpha_i$ ;  $\alpha_j$ , y  $i(\alpha_i, \alpha_j)$  mide la interacción de los agentes AgCom para que AgUser cambie de creencia  $\alpha_i \rightarrow \alpha_j$ .

**Función de utilidad  $u(\alpha)$ :** La función de utilidad de la creencia  $\alpha$ , que denotaremos como  $u(\alpha)$ , exige una relación ordenada entre las  $m$  creencias del conjunto  $A$ . En principio,  $u(\alpha)$  puede ser una expresión compleja pero, por sencillez, en lugar de una función proponemos inicialmente una tabla de relaciones,  $\alpha \leftrightarrow u(\alpha)$ .

La probabilidad de cambio de creencia  $p(\alpha_i | \alpha_j)$  dependerá de la diferencia  $\Delta u(\alpha_j - \alpha_i) = u(\alpha_j) - u(\alpha_i)$ , de modo que el agente cambiará de  $\alpha_i \rightarrow \alpha_j$  si la utilidad de  $\alpha_j$  es mayor (en el caso estrictamente igual, por convenio el agente conservará su opinión).

**Función de interacción social  $i(\alpha)$ :** El otro factor que incluye en el cambio de creencias del agente usuario se debe al impacto social de las opiniones de otros agentes en su entorno (impacto relativo a la fuerza del agente para mantener o cambiar su opinión). Asumimos que la única interacción que afecta a AgUser es la de los agentes situados en su misma casilla  $k$ , y lo denotamos proyectando una función interacción genérica  $i(\alpha)$  a cada valor  $k$  mediante una delta de dirac centrada en  $k$  (Ver Figura 2),

$$i_k(\alpha) = \delta(k).i(\alpha) \quad \text{Ec.(6)}$$

Se representa así la influencia que sobre un agente en la posición  $k$  tiene el entorno para que adquiere una creencia  $\alpha$  como  $i_k(\alpha)$ . Para dar una expresión explícita definimos un parámetro  $su$  que nos medirá la fuerza con la que el agente AgUser mantiene su creencia  $\alpha_i$  frente a la atención que le merece la sugerencia de agentes AgCom de cambiar a otra creencia  $\alpha_j$ ,  $j \neq i$  y que se mide por  $sc$ . Será la relación  $\eta = sc/su$  la que mida la influencia que tiene el entorno para hacer cambiar de opinión al agente, de modo que:

- si  $\eta$  tiende a 1, la influencia del medio es tan fuerte como la fuerza del agente por conservar su creencia.
- si  $\eta \ll 1$ , el medio tiene poca capacidad para modificar la creencia del agente

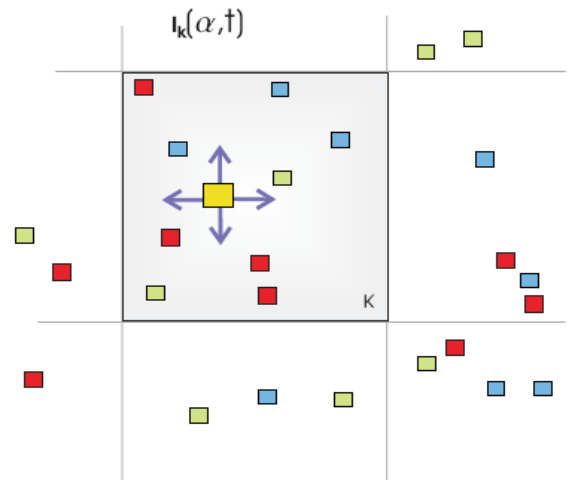


Figura 2 Función interacción i con cobertura en la región

Fijado un  $k$ , el número de agentes AgCom con los que se interacciona vienen dados por:

$$N^k = \sum_{\alpha=1}^m N_{\alpha}^k \text{ (ver.Ec.(1) y Ec.(2))}$$

En estas condiciones pretendemos definir la influencia del medio sobre el agente AgUser, que inicialmente presenta una creencia  $\alpha_i$  para que adquiere otra creencia  $\alpha_j$ . Denotamos con  $\alpha_i^*$  el valor que  $\alpha_i$  tiene para AgUser, y  $\alpha_n^*$  el valor que le dan a esa creencia los agentes AgCom, donde  $n = 1, \dots, N^k$ .

La influencia para que conserve la creencia  $\alpha_i$  nos la da,

$$i_k(\alpha_i) = s_u + \alpha_i^* \sum_{n=1}^{N^k} s_c * \alpha_i^n = s_u (1 + \alpha_i^* \sum_{n=1}^{N^k} \eta * \alpha_i^n) \quad \text{Ec.(7)}$$

La influencia para que cambie a otra creencia  $\alpha_j$ ,

$$i_k(\alpha_j) = s_u + \alpha_j^* \sum_{n=1}^{N^k} s_c * \alpha_j^n = s_u (1 + \alpha_j^* \sum_{n=1}^{N^k} \eta * \alpha_j^n) \quad \text{Ec.(8)}$$

y es la diferencia, que denotamos como,

$$\Delta i_k(\alpha_i, \alpha_j) = i_k(\alpha_i) - i_k(\alpha_j) \quad \text{Ec.(9)}$$

La fórmula anterior mide la influencia del medio para mantener o cambiar de creencia. Para determinar finalmente qué hace el agente, debemos calcular la diferencia entre: (i) los términos que mantienen la creencia actual,  $u(\alpha_i) + i_k(\alpha_i)$ , y (ii) los términos que proponen cambiar a la nueva creencia,  $u(\alpha_j) + i_k(\alpha_j)$ . Si llamamos a la diferencia,

$$\lambda_{ij} = [u(\alpha_j) - u(\alpha_i)] + [i(\alpha_j) - i(\alpha_i)] \text{ Ec.(10)}$$

Podemos finalmente definir la función de probabilidad de cambio de creencia del agente, como

$$p(\alpha_j | \alpha_i) = \begin{cases} 0, \lambda_{ij} \leq 0 \\ \frac{\lambda_{ij}}{2r+1}, \lambda_{ij} > 0 \end{cases} \text{ Ec.(11)}$$

Normalizando la probabilidad para que  $p(\alpha_j | \alpha_i) \in (0,1)$  dividimos entre el máximo valor de  $\lambda_{ij}$  que ocurrirá cuando  $\alpha_j$  alcanza el valor máximo  $r$  y  $\alpha_i$  el mínimo  $-r$  (la diferencia máxima viene dada entre extremos con  $2r+1$  valores).

#### 4. RecMAS: PROTOTIPO E IMPLEMENTACION

El sistema recomendador en grandes superficies RecMAS es una herramienta computacional, basada en MAS, que persigue convencer a clientes para que adquieran cierto tipo de productos. Cada cliente, representado por un AgUser en un dispositivo móvil o PDA que lleva consigo, interactúa mediante una conexión GPRS o inalámbrica (Bluetooth o WiFi) con otros agentes en el centro comercial. Cada establecimiento tiene  $n$  representantes (AgCom) repartidos por las instalaciones y con cobertura limitada a la casilla  $k$  en la que se encuentran situados.

Desde el punto de vista de la implementación:

- Cada agente tiene una arquitectura deliberativa de tipo BDI [15] implementada con una combinación de plataforma propia y lenguaje 3APL [7].
- El proceso de modelado del perfil de los clientes y de la información de los establecimientos se ha desarrollado en Xml. El perfil de los usuarios está formado por una serie de características básicas que incorporan datos privados y públicos, intereses, historiales de compras, relaciones y sugerencias entabladas con otros agentes. Una de las ventajas que ha aportado la estructuración en Xml es que facilita el hecho de compartir los perfiles entre los agentes de la red social que se encuentran en el área de influencia.
- La plataforma incorpora las opciones de comunicación, registro de perfiles y las funciones propias de un modelo social para buscar agentes cercanos, identificar sugerencias, establecer relaciones de confianza y valorar la influencia de la información que viene del entorno.
- Cómo el cambio de opinión del AgUser se produce a partir de la interacción con los agentes en su área de cobertura, se ha definido un mecanismo de búsqueda de agentes cercanos que se estén ejecutando en dispositivos bluetooth y su correspondiente replicación del contenido en un servidor central de la superficie (ver figura 3)

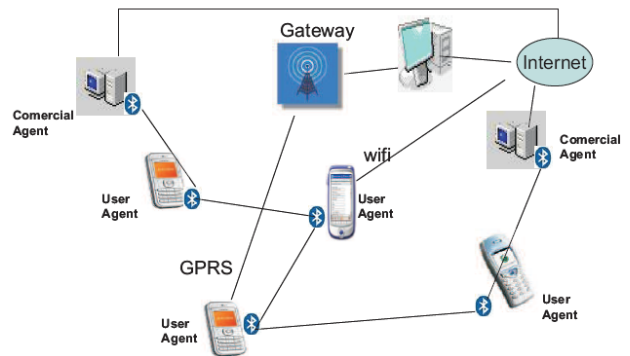


Figura 3 Esquema del sistema RecMAS

Para modelar e implementar el sistema multiagente, se utilizó la metodología Gaia [16] para definir los roles, protocolos, modelo de servicios, modelo de agentes y su diagrama de familiaridad (en la figura 4 se muestra el esquema Gaia del rol del agente usuario).

AgentUser ROL
<b>Description:</b> <i>This Rol describe the user functions in the system</i>
<b>Activities and Protocols:</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• <u>AddBelieve</u></li> <li>• <u>UpdateBelieve</u></li> <li>• Suggest</li> <li>• findRebates</li> <li>• <u>Profiles Manager</u></li> <li>• Communicator</li> <li>• FindNearestProfiles</li> <li>• Negotiator</li> <li>• Consultant</li> </ul>
<b>Permissions:</b> <b>Read:</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Believes</li> <li>• Profiles supplied by othersAgUser</li> </ul> <b>Update</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Believes</li> <li>• Rebates supplied by AgCom</li> </ul>
<b>Responsibilities:</b> <b>Lives:</b> USER = (Communicator && (findRebates _MANAGEMENT BELIEVES. FindNearestProfiles_ Suggest. Negotiator. Consultant. <u>Profiles Manager</u> )* MANAGEMENT BELIEVES = (AddBelieve   UpdateBelieve) <b>Safety:</b>

Figura 4 Rol Gaia del AgentUser: funcionalidad y características

La metodología Gaia permite describir fácilmente el sistema de agentes como una organización pero presenta el inconveniente de no permitir un nivel detallado en la fase de diseño, lo que imposibilita la definición de la estructura interna del agente. Para corregir esta deficiencia se utilizó el lenguaje de modelado Auml [7]. Auml es una extensión de Uml (Unified Modeling Language) desarrollado específicamente para agentes. En la figura 5 se muestra el diagrama de clases Auml con las actividades y servicios que permiten interactuar con otros agentes.

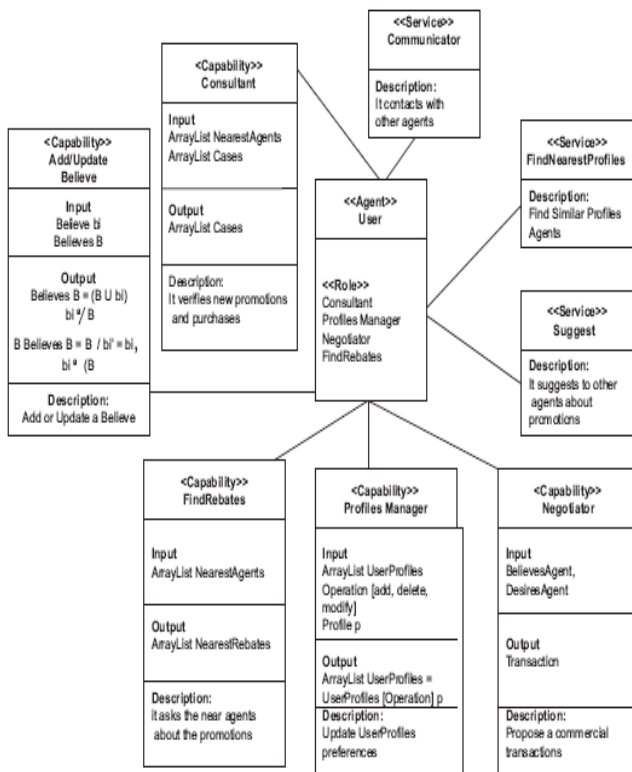


Figura 5 Diagrama de Clases Auml del AgUser

Por último, es importante señalar que con el fin de tener una mayor funcionalidad se incorporó un módulo que permitía almacenar, eliminar, modificar, sincronizar y compartir perfiles entre los usuarios. El usuario, de esta forma, puede crear su perfil desde un ordenador conectado a Internet registrando sus datos personales y preferencias. Este perfil puede ser descargado a su dispositivo móvil a través de GPRS y puede actualizarse o reemplazarse por otro. Para compartir un perfil se requiere que haya un proceso de búsqueda de dispositivos cercanos que posean activo el servicio de recepción de perfiles.

## 5. RESULTADOS DEL MODELO: Estrategias para el control de la dinámica de cambio de opinión de un cliente.

En esta sección se presentan en forma gráfica los resultados que hemos recogido de las pruebas e implantación de un prototipo RecMas 1.0 en Vialia S.L., centro comercial situado en Salamanca (España). El análisis de los datos obtenidos permite concluir modos para optimizar las estrategias comerciales de los AgCom.

### 5.1 Resultados experimentales

Nuestro objetivo fue conocer cual es la estrategia óptima que deben seguir los agentes AgCom para recomendar sus productos. En general, esta estrategia dependerá del modelo de comportamiento del usuario representado por AgUser y éste no

está determinado ni se asume que pueda ser conocido por los AgCom. Para modelar la autonomía asociada al comportamiento del AgUser que llega al Centro comercial hemos introducido un elemento random. A continuación mostramos los resultados obtenidos en los experimentos que hemos realizado.

Hemos usado como test-bed las siguientes configuraciones:

- Estrategia tipo 1 (agresiva): los agentes AgCom se sitúan próximos a la entrada del centro comercial. Como no conocen las creencias del agente ni las trayectorias que seguirá, esta estrategia pretende convencerlo fundamentalmente en la entrada.
- Estrategia tipo 2 (Esperando en la salida): los agentes AgCom se sitúan en las proximidades de la casilla (ks) donde el cliente adquiere el producto. Dada la incertidumbre sobre el comportamiento del AgUser, la estrategia consiste en convencerlo cuando se encuentra próximo a la zona de compra.
- Estrategia tipo 3 (gradual): los agentes AgCom se distribuyen continuamente en el recorrido del Agente y, por tanto, con la mayor probabilidad de interactuar con el agente AgUser en su camino desde la entrada hasta el sitio de compras. Si no recibe interacciones externas éste es el camino que seguirá AgUser.

Cada uno de estos entornos se corresponde con una estrategia de publicidad diferente: En el primer entorno se plantea una estrategia muy agresiva buscando hacer más susceptible al agente a la información externa desde el inicio, en el segundo entorno se concentran los recursos en forma de AgCom en las casillas del final con el fin de convencerlo próximo al lugar de compra, y en el último entorno los AgCom prefieren repartirse a lo largo de la trayectoria más probable aunque su influencia no llegue a ser tan agresiva. Para cada uno de estos entornos se evalúa la evolución del parámetro  $\eta$  del AgUser que mide los cambios en su, es decir, el peso que las creencias iniciales tienen para el agente AgUser y en sc, determinando la modificación en la influencia del medio.

### 5.2 Análisis e interpretación

Para la fase experimental se evaluó un prototipo en el centro comercial Vialia S.L. de la ciudad de Salamanca. Se tomaron datos de 30 usuarios a los cuales se les configuró la aplicación en una PDA que soportaba java (j2me). A su vez se dotó a los comerciales con dispositivos móviles y con información de su promoción. Cada dispositivo debía tener habilitado la opción de bluetooth. El usuario registraba su información sobre sus preferencias iniciales que se almacenaban en un host (ordenador central) al inicio si utilizaba GPRS o al analizar cuando se utilizó bluetooth. El usuario, a través de su dispositivo, interactuó con los dispositivos cercanos recibiendo información específica de cada comercial. En el momento de la compra se evaluaron cuáles fueron las estrategias de comercialización más provechosa. Se solicitó a cada usuario realizar tres pruebas para medir el resultado en cada una de ellas de la relación de comerciales con los que interactuó. En la figura 6 se representan gráficamente los resultados obtenidos en la fase de pruebas. La primera de las consecuencias interesantes que podemos extraer de las figuras es que, en promedio, la estrategia de mayor éxito fue la tipo 3: la

forma más eficaz de aumentar la influencia del medio, se da en los entornos de este tipo.

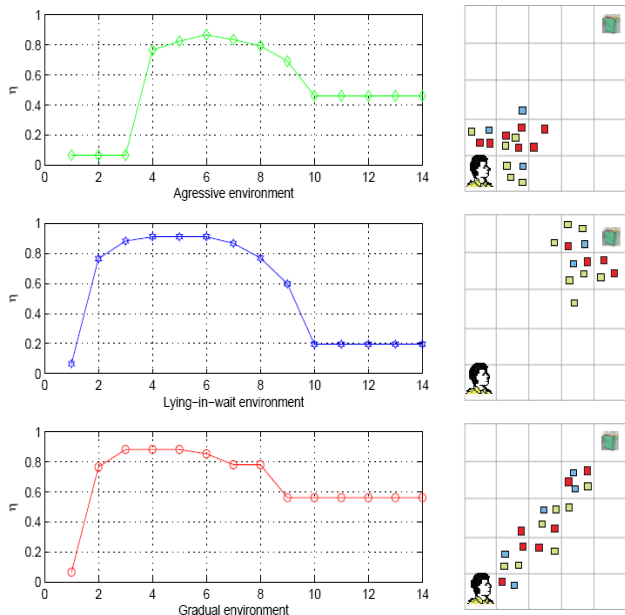


Figura 6 Variación de  $\eta$  en un tipo vs. Entornos: (A) Entorno agresivo, (B) Entorno en Espera, (C) Entorno Gradual

## 6. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

Se ha mostrado un modelo de relaciones entre un AgUsuario dentro de una sociedad multiagente de AgComs. Este modelo ha permitido representar la fuerza interna de un agente con respecto a sus creencias y la resistencia a procesos de cambio de opinión acerca de los productos que pretende adquirir. A continuación se propusieron distintos entornos que representaban distintas estrategias de publicidad que los AgCom utilizan generalmente en grandes superficies. Las pruebas realizadas en entorno real sirvieron para constatar la ventaja de un entorno frente a otros propuestos con la ayuda de la tecnología inalámbrica. A los usuarios del sistema se les facilitó un sistema wireless que los representaba como AgUsers. El dispositivo móvil soportaba bluetooth, Gprs y j2me. Los AgCom disponían de dispositivos PDA que soportaban j2me, bluetooth y wifi. Inicialmente cada AgUser almacenaba su perfil de usuario, donde identificaba sus preferencias iniciales, e iniciaba su recorrido por el centro comercial, visitando tiendas a la vez que era informado de nuevas ofertas. Una vez terminada su ruta, se dirigía a la casilla Shop para comprar el producto que le marcasen sus creencias. Se registró la evolución de las creencias de AgUser de acuerdo con la interacción con los agentes AgCom.

## 7. AGRADECIMIENTOS

A las Universidades de Salamanca, UAM, UNAL por su apoyo para realizar este trabajo.

## 8. REFERENCIAS

[1] Durfee E.H. (1998), Designing Organizations for Computational Agents, in Simulating Organizations:

Computational Models of Institutions and Groups, Prietula, M., Carley, K. and Gasser, L eds., Menlo Park, CA: AAAI Press and MIT Press, 1998.

- [2] Epstein, J.M. and Axtell, R. (1996). Growing Artificial Societies: Social Science from the Bottom Up. MIT Press/Brookings Institution Press.
- [3] Gilbert, N. and Doran, J. (eds.) (1994). Simulating Societies: The computer simulation of Social processes. London: University College.
- [4] Helbing, D. Quantitative Sociodynamics (1995). Stochastic Methods and Models of Social Interaction Processes. Dordrecht, Kluwer Academic.
- [5] Huhns, M., and Stephens, L. 1999. Multi-agent systems and societies of agents. In Weiss, G., ed., Multi-Agent Systems: A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence. MIT Press.
- [6] Klüver, J. (1998) Modelling science as an adaptive and self-organising social system: concepts, theories and modelling tools. In P. Ahrweiler and N. Gilbert (eds.) Computer simulations in science and technology studies. Berlin: Springer.
- [7] Koch Fernando, Meyer John-Jules, Dignum Frank, Rahwan Lyad. *Programming Deliberative Agents for Mobile Services: the 3APL-M Platform*. AAMAS'05 Workshop on Programming Multi-Agent Systems (ProMAS05)
- [8] Lesser, V. 1999. Cooperative Multiagent Systems: A Personal View of the State of the Art. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering 11(1).
- [9] Mylopoulos, J., Kolp, M., and Castro, J.: UML for agent-oriented software development: The TROPOS proposal. In Proc. of the 4th Int. Conf. on the Unified Modeling Language UML'01, Toronto, Canada. (2001)
- [10] Nowak, A. and B. Latané (1994) Simulating the emergence of social order from Individual behaviour. In N. Gilbert and J. Doran (ed.) Simulating Societies: the computer simulation of social phenomena London: UCL Press, pp. 63-84.
- [11] Nowak, A., Szamrej, J. and Latané, B. (1990). From private attitude to public opinion: A dynamic theory of social impact. Psychology Rev., 97, 362-376.
- [12] Prietula, M.J. and Carley, K.M. (1994). Computational Organization Theory: Autonomous Agents and Emergent Behavior, Journal of Organizational Computation, 41:41-83
- [13] Weidlich, W. (1991). Physics and social science - The approach of synergetics. Phys. Rep. 204, 1-163.
- [14] Weidlich, W. (1994). Synergetic modelling concepts for sociodynamics with application to collective political opinion formation. J. Math. Sociol. 18, 267-291.
- [15] Wooldridge, M. (1997) Agent-based Software Engineering. In IEE Proceedings on Software Engineering, 144(1), pages 26\_37.
- [16] Wooldridge, M. and Jennings, N. R. and Kinny, D.: The Gaia Methodology for Agent-Oriented Analysis and Design. Journal of Autonomous Agents and Multi-Agent Systems, 3 (3). pp. 285-312. (2000)