Aplicación de lógica borrosa a sistemas sociales con agentes software

Samer Hassan Collado[a], María Guijarro Mata-García[a], Luis Garmendia Salvador[a]

[a] Dpto. de Ingeniería del Software e Inteligencia Artificial. Universidad Complutense de Madrid

Resumen

Este artículo desarrolla el proceso de aplicación de diversos conceptos de lógica borrosa a un sistema de simulación social basado en agentes software inteligentes, con un modelo teórico sociológico subyacente. El sistema ya estaba implementado utilizando únicamente variables y relaciones nítidas. Diversos conceptos sociológicos han sido 'fuzzificados', y múltiples operaciones borrosas se han utilizado para obtener resultados más cercanos a la realidad y para extraer más conocimiento que utilizando lógica clásica. Se detalla la cadena de cambios realizados y las salidas que éstos han producido.

Palabras clave:

agentes inteligentes, cierre t-transitivo, lógica borrosa, simulación social, sistemas multi-agente

Abstract

This paper presents the process of application of several concepts of fuzzy logic to a social simulation system based on intelligent software agents, with a sociological model resting beneath. The system was already implemented using just classical sets and relationships. Some sociologic concepts have been fuzzified, and several fuzzy relations have been used for obtaining closer to reality results, and also for extracting more knowledge than classic logic. We detail the sequence of changes done, and the outputs than those have produced.

Keyword:

fuzzy logic, intelligent agents, multi-agent system, social simulation, t-transitive closure.

1. Introducción

A lo largo de los últimos años, de forma paralela al aumento de capacidad de computación de los ordenadores, numerosas técnicas de Inteligencia Artificial (IA) están experimentando un potente avance, extendiendo sus aplicaciones a ámbitos cada vez más heterogéneos. Es más, el aumento de líneas de investigación está produciendo una confluencia entre las aplicaciones de las diversas técnicas, con lo que hoy en día se pueden ver combinaciones de múltiples tecnologías en una sola aplicación. Por ejemplo, ya se desarrollan con éxito redes neuronales cuyos pesos vienen determinados por algoritmos genéticos, agentes inteligentes evolutivos, o incluso redes neuronales borrosas.

En este contexto de ampliación de horizontes de la IA, la simulación basada en sistemas multi-agente se está extendiendo por diversos entornos, constituyendo uno de los de mayor potencial la simulación social. Dadas las características de los agentes, que de forma natural se asimilan a los seres humanos (como se explica más adelante), es posible la experimentación simulada en entornos controlados, para su estudio y análisis. Los resultados y conclusiones obtenidas permiten predecir los futuros problemas en los contextos reales. Sin embargo, el manejo de las numerosas variables y relaciones, al tratarse de forma nítida, está fuertemente limitado, sin poder adaptar plenamente el modelo teórico sociológico con el sistema simulado.

Por otro lado, la lógica borrosa se está extendiendo como complemento de sistemas complejos, dado el amplio número de sistemas que manejan conocimiento aproximado o con incertidumbre. En particular, en este caso pretendemos aplicarla a un sistema de simulación social ya diseñado previamente [6]. Con esto se pretende potenciar su expresividad, hacerlo más consistente con el modelo sociológico subyacente (y por tanto con la realidad simulada) e incluso deducir más conocimiento del sistema.

En el punto 2 desarrollaremos los conceptos básicos de sistemas sociales. En el punto 3 se introducen los preliminares de conceptos de lógica borrosa utilizados. En el punto 4 se detalla el proceso de borrosificación del sistema. En el punto 5 se discuten los resultados obtenidos y se explican las conclusiones. Cierran el artículo un punto sobre trabajo futuro y la bibliografía.

2. Sistemas sociales

Los fenómenos sociales son extremadamente complicados y difíciles de predecir, pues están involucrados en complejas interacciones y redes de interdependencia mutua. Las explicaciones sociológicas trabajan con ingentes modelos complejos, con numerosos factores dinámicos relacionados. No están sujetos a leyes, sino a tendencias, lo que puede afectar a los individuos de una forma probabilística.

Un sistema social consiste en una agrupación de individuos que interactúan entre ellos, evolucionando autónomamente y motivados por sus propias creencias, objetivos personales, y las circunstancias de su entorno social. Debido a esta complejidad, se necesitan técnicas que consideren cómo puede ser extraído el comportamiento global del comportamiento real de los individuos, aspecto fundamental en cualquier sistema social. En particular, hay un particular interés en el comportamiento emergente que surge de las interacciones entre los individuos, como vía para descubrir y analizar la construcción y evolución de patrones sociales.

Un sistema multi-agente (SMA) consiste en un conjunto de entidades software autónomas (los agentes) que interactúan entre ellos y con su entorno. Autonomía significa que los agentes son entes activos que pueden tomar sus propias decisiones. El paradigma de agentes se asimila bastante bien al individuo de un sistema social. De hecho, hay numerosos trabajos en teoría de agentes sobre temas organizativos de los SMA. Es más, teorías del campo de la Psicología han sido incorporadas al comportamiento y diseño de agentes, siendo la más extendida el modelo Creencias-Deseos-Intenciones (Believes-Desires-Intentions, BDI), del trabajo de [2].

Desde esta perspectiva, en los últimos años han sido desarrolladas herramientas de simulación basadas en agentes para explorar la complejidad de las dinámicas sociales. Con ellas, las reacciones de los agentes pueden ser monitorizadas en un entorno observable, definiendo las líneas de la evolución del sistema. Esto permite conseguir una plataforma para los estudios empíricos de sistemas sociales, según explica [4]. Y precisamente por ello, la especificación de características y comportamiento de cada agente es crítica, para que pueda abarcar las dimensiones del problema estudiado. Una captura de pantalla de una de estas herramientas en acción puede visualizarse en la Figura 1.

En el SMA diseñado, según está profundamente explicitado en [6], los agentes han sido desarrollados con varios atributos principales: desde unos simples, como sexo o edad, hasta complejos, como la ideología o el nivel económico. La población en la sociedad de agentes (como en las reales) experimenta también cambios demográficos: los individuos están sujetos a patrones de ciclo de vida: nacen, crecen, se casan, se reproducen y mueren, atravesando distintas etapas donde siguen sus patrones intencionales y de comportamiento.

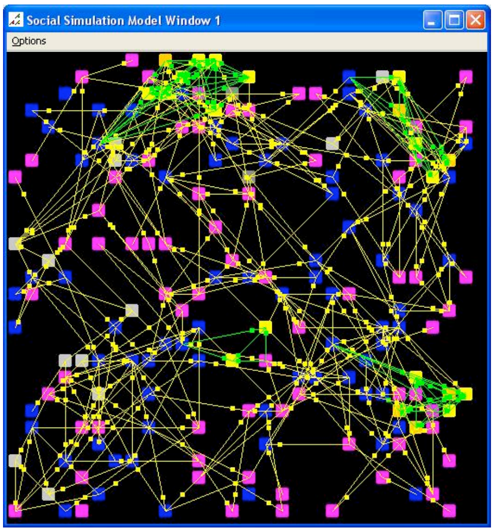

Figura 1. Captura de la simulación social

Así, los agentes/individuos puedes formar y ser parte de grupos relacionales con otros agentes: pueden comunicarse con otros agentes cercanos, llevando a relaciones de amistad determinadas por su similitud. O, por otro lado, pueden formar núcleos familiares a medida que los nuevos hijos van naciendo cerca de sus padres. Gracias al modelo sociológico teórico que reside por debajo, el comportamiento del sistema global es realista y congruente. Los parámetros del sistema de simulación social (como la media de hijos por pareja, o la normal de la edad de muerte para los hombres) pueden ser configurados para reflejar la evolución de un país en concreto, o incluso para importar datos de encuestas que especifiquen los atributos de los agentes, reflejando el comportamiento de la población dada. Además, debido a la relativa simplicidad de los agentes, el sistema puede mantener cientos de ellos, alcanzando la cantidad necesaria para observar un comportamiento emergente que resulte de las interacciones entre los individuos, llevando a la aparición de patrones sociales que pueden ser estudiados, según [1]. El sistema multi-agente en acción puede verse en la Figura 1. Y para este estudio, durante y al finalizar la ejecución de la herramienta de simulación se muestran distintos gráficos que reflejan la evolución de los principales atributos del sistema social.

3. Preliminares de Lógica borrosa

"Lo central en la lógica borrosa o "*fuzzy logic*" es que, de modo distinto a la lógica clásica de sistemas, se orienta hacia la modelización de modos de razonamiento imprecisos, los cuales juegan un rol esencial en la destacable habilidad humana de trazar decisiones racionales en un ambiente de incertidumbre e imprecisión. Esta habilidad depende, en cambio, de nuestra habilidad de inferir una respuesta aproximada a preguntas basadas en un conjunto de conocimiento que es inexacto, incompleto o no totalmente confiable" (Zadeh, 1988).

Tal y como Zadeh expone en la frase anterior, si la lógica clásica esta considerada como la ciencia de los principios formales y normativos del razonamiento, la lógica borrosa define los principios formales del razonamiento aproximado, siendo capaz de reproducir los modos usuales del razonamiento humano basando la certeza de una proposición en una cuestión de grado. Esta lógica nos permite representar el conocimiento común, el cual será en su mayoría del tipo lingüístico cualitativo y no necesariamente cuantitativo, en un lenguaje matemático a través de la teoría de conjuntos difusos que generaliza la teoría de conjuntos clásica.

Un conjunto borroso μ sobre un universo X asigna un grado de pertenencia a cada elemento en el intervalo [0, 1], y no en el conjunto {0, 1} como los conjuntos clásicos, que pasan a ser un caso particular de conjuntos borrosos [10].

Las operaciones conjuntistas de unión, intersección y negación de conjuntos borrosos pueden definirse mediante operadores llamados Conorma Triangular o t- Conorma, Norma Triangular, o t-Norma y operadores de negación, generalizando los operadores lógicos OR, AND y NOT.

Definición: Una operación binaria $T\ [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ es una *t-norma* [7] si satisface:

- $T(1, x) = x$
- $T(x, y) = T(y, x)$
- $T(x, T(y, z)) = T(T(x, y), z)$
- Si $x \leq x'$ and $y \leq y'$ entonces $T(x, y) \leq T(x', y')$

Sea X un conjunto clásico. Una *relación borrosa* (o difusa) es una aplicación $R: XxX \rightarrow [0, 1]$, es decir, una relación borrosa sobre X es un conjunto borroso sobre XxX.

Una relación borrosa $R: E \times E \rightarrow [0, 1]$ es *T-transitiva* si $T(R(a, b), R(b, c)) \leq R(a, c)$ para todo a, b y c pertenecientes a E, considerando T una t-norma triangular [3].

Dada una t-norma T y una relación borrosa R en un universo finito, existe una única relación borrosa t-transitiva A, que incluye R, y si la relación t-transitiva incluye R entonces esta incluye también a A. Esto se conoce como el *cierre t-transitivo* de R [5].

Las *indistinguibilidades* [8] generalizan a las relaciones de equivalencia clásicas y se utilizan para definir valores de "similitud" [11] o distancias generalizadas.

Siendo T una t-norma, una t-indistinguibilidad de una relación fuzzy en un universo E, $S: E \times E \rightarrow [0, 1]$ verificará [9]:

- Reflexividad: $S(a, a) = 1$ para todo a en E.
- Simetría: $S(a, b) = S(b, a)$ para todo a, b en E.

- T- Transitividad: T (S (a, b), S (b, c)) ≤ S (a, c) para todo a, b, c en E.

Sea N una negación, y T una t-norma. Se llama t-conorma dual de T, respecto a la negación a la t-conorma definida por T* (x, y) = N (T (N (x), N (y))).

Proposición 1
Sea N una negación fuerte. Si d es una T*-distancia entonces S = N(d) es una T-indistinguibilidad.

Demostración:
1) S(a, a) = N(d(a, a)) =N(0) = 1.
2) S(a, b) = N(d(a, b)) = N(d(b, a)) = S(b,a) para todo a, b de E

Si la distancia d verifica la T*-desigualdad triangular, entonces T* (d(a, b), d(b, c)) ≥ d(a, c) para todo a, b, c de E. Aplicando la negación N, se tiene que
N(T* (d(a, b), d(b, c))) ≤ N(d(a, c)), por lo tanto
T(N(d(a, b)), N(d(b, c)))) ≤ N(d(a, c)), y
T(S(a, b), S(b, c)) ≤ S(a, c)) por lo que S = N(d) es una relación borrosa T-transitiva. €

4. Lógica borrosa en agentes sociológicos

La lógica borrosa pretende acercarse de forma natural a la forma de tomar decisiones humanas. Por tanto, para las humanidades en general, y más concretamente en las disciplinas que estudian al ser humano, la lógica borrosa se convierte en una potente herramienta cuya aplicación encaja a la perfección. Así, en el contexto de la sociología pueden definirse las distintas relaciones entre humanos (amistad, amor, odio) como relaciones borrosas, pues quedan lejos de la nitidez de la lógica clásica. De igual forma, numerosos atributos que caracterizan al ser humano no están claramente definidos: póngase por ejemplo la ideología, el nivel económico, o la religiosidad.

Así, tiene sentido un acercamiento de las operaciones de borrosificación a un contexto de interrelación entre la simulación automática y los estudios sociales. Aunque el sistema de agentes que se tomará como base ya tiene una potente expresividad, se considera que ésta puede ampliarse e incluso hacerse más clara para los sociólogos observadores de la herramienta. El manejo directo de conceptos con los que los humanos estamos familiarizados es mucho más cómodo que el forzar a los observadores no técnicos a adaptarse a la terminología del sistema. Es más, las operaciones borrosas nos permitirán deducir mayor conocimiento de los mismos datos, resultando más potentes que las operaciones nítidas.

4.1. Fuzzificando el SMA

Las ideas expresadas en el punto 2 sobre simulación social usando sistemas multi-agente constituyen el núcleo de esta aplicación de lógica borrosa. Como ya se ha citado, se parte de un sistema de simulación social funcional, que representa un sistema complejo con diversas variables y relaciones nítidas. Se ha procedido a modificar dicho sistema originario para ir fuzzificando algunas de sus partes, obteniendo un sistema claramente más acorde con los conceptos sociológicos que se pretenden representar. Además, aprovechando las características de algunas operaciones borrosas, se consigue deducir más conocimiento de los mismos datos. A continuación se detallan las modificaciones que hemos realizado.

Como ya se ha comentado, en el sistema existen dos relaciones posibles entre individuos: vínculos familiares y de amistad. El vínculo familiar, entendiéndose como familia directa (pareja , hijos, hermanos), se considerará nítido, porque aunque podría haberse considerado borroso con grados de cercanía, no proporciona información práctica. En cambio, la relación de amistad sí que está predispuesta para su borrosificación directa: el que una persona sea amigo o no lo sea es irreal, ya que en la realidad se da un continuo de grados crecientes de amistad. Así, la relación nítida de amistad se transforma en una relación borrosa, con valores reales entre 0 y 1.

La relación de amistad es de una importancia crucial en el sistema, al determinar no sólo los grupos de afinidad que se forman, sino también las futuras parejas de los individuos, con los que formarán una familia. A la hora de elegir pareja, en el sistema originario el individuo elige entre su círculo de amigos su pareja “ideal”, entendiéndose la que cumple ciertas características (que no tenga ya pareja, que sea de sexo opuesto...) y además sea “muy similar” a él. Ahora, puede añadirse otro criterio para elegirla: el grado de “amistad” que los une, la fortaleza del vínculo. Pero para una adecuada agregación de la similitud y la amistad, convendría que la similitud viniera dada también en términos borrosos. Así se conseguiría, además, una normalización de los atributos de los individuos y una ponderación mucho más adecuada que la del sistema nítido, considerada incluso burda.

Así, se procede a la normalización de las características de los individuos en el intervalo [0,1]. Esta normalización depende del tipo y rango de valores de cada atributo, existiendo atributos escalares, booleanos, o reales. Usamos un método de normalización lineal. Una vez normalizados, debemos obtener un valor de “similitud”, por lo que necesitamos una indistinguibilidad, que como se ha comentado podemos obtener como negación de una distancia. Para la negación, al ser valores normalizados, podemos usar la habitual en lógica fuzzy: $N(x)=1-x$. Y la distancia puede obtenerse al comparar los atributos de los individuos cuya similitud se desea obtener: $d1(x,y)= |x-y|$.

Aplicando la proposición 1, las relaciones así obtenidas son W-indistinguibilidades, donde W es la t-norma de Lukasiewicz.

Teniendo “lo parecidos” que son los individuos en cada uno de sus atributos, sólo se necesita conjugarlos con una agregación (como la media aritmética) para obtener el valor de similitud total.

Así, conseguimos una operación de ‘similitud’ borrosa para comparar los individuos. Esta operación servirá para calcular la pareja entre los círculos de amigos, conjugándolo, como ya se ha indicado, con el grado de amistad. Pero es más, esa relación de similitud se usaba en el sistema original a la hora de convertirse en amigos los individuos del entorno cercano. Ahora, mucho mejor regulada, y con una amistad borrosa, puede utilizarse para que, en función de lo “similares” que sean dos individuos cercanos, se conviertan en mejores o peores amigos.

Habiendo borrosificado varias características del sistema, se ha decidido dar un paso más: utilizar la lógica borrosa para deducir mayor conocimiento del sistema. Una operación muy adecuada para la extracción de conocimiento es el cierre t-transitivo. A través de la aplicación sucesiva de la propiedad transitiva, permite deducir la influencia de unas variables en otras lejanas (los múltiples caminos de longitud variable entre dichas variables). Esta operación encaja perfectamente con la transitividad natural de la relación de amistad: el amigo de mi amigo es un poco amigo mío. Así, en un sistema con decenas de individuos en el que algunos son amigos, se puede deducir grados de amistad menores en terceros. Y a su vez, esos grados de amistad menores pueden influir por transitividad en otros. De esta forma, el cierre t-transitivo permite extraer nuevo conocimiento: las relaciones de amistad entre individuos que en un principio parecería que no eran amigos, y en realidad sí lo son “un poco”. El cierre t-transitivo se suele hacer con la conjunción de operaciones Max-T, siendo T normalmente la T-norma Mínimo. Sin embargo, dadas las características de la relación de amistad, se ha optado por utilizar la T-norma Producto (pues el amigo de mi amigo es menos amigo), realizando así el cierre t-transitivo Max-Prod. Es sencillo justificarlo con un ejemplo: el amigo de mi amigo es *un poco* amigo mío. ¿Cómo calcular ese “un poco”?. Tenemos la relación borrosa *Am* que nos indica el grado de amistad entre cada par de individuos. Por ejemplo, si $Am(A,B)=0.4$ y $Am(B,C)=0.6$, entonces, podemos elegir entre calcular la amistad entre A y C utilizando distintas lógicas borrosas a través de un amigo común B:

- Lógica de Zadeh:
  $Am(A,C)= \mathrm{Min}(0.4,0.6)= 0.4$
- Lógica del Producto:
  $Am(A,C)= Prod(0.4,0.6)= 0.24$
- Lógica de Lukasiewicz:
  $Am(A,C)=W(0.4,0.6)= \max(0,a+b-1)= 0$

Claramente, el producto es la más adecuada para representar la transitividad en la amistad.

Para realizar este cierre es estrictamente necesario operar con matrices de tamaño NxN, siendo N el número de agentes del sistema.

5. Resultados y cambios observados

El sistema original utilizaba 500 agentes para la simulación. Sin embargo, dado el enorme coste que supone realizar varias multiplicaciones de matrices 500x500 cada paso (el tiempo está discretizado en pasos, representando 50 pasos un año natural), se han tenido que realizar algunos cambios hasta alcanzar un rendimiento tolerable.

Por tanto, el cierre (y la consecuente actualización de las relaciones de amistad de los individuos) se realiza una vez al año, en lugar de una vez por paso. Además, se utilizan 100 agentes, número más que suficiente para el análisis. Dada la gran modularidad del sistema de simulación utilizado, estos cambios supusieron un nimio esfuerzo.

Según la teoría de los seis grados de separación, todos los humanos estamos conectados a través de relaciones con como máximo seis individuos (caminos de longitud menor o igual que 6). Congruente con esta teoría, en un sistema cerrado de 100 individuos, a los pocos años todos tienen alguna relación con todos los demás. Por ello, se ha limitado el establecimiento de amistad (tanto en el diseño interno como en la visualización gráfica) con una cota mínima.

El uso de relaciones borrosas de similaridad ha permitido representar mejor la información del grado de amistad entre agentes sociológicos, y ha permitido inferir un grado de amistad entre distintos agentes mediante el cierre T-transitivo, que ha perdido mucha menos información que representando la amistad con relaciones clásicas y aplicando el cierre transitivo clásico. Dicha información nueva ha sido útil para otros procesos de inferencia con entradas borrosas, como el grado de parentesco entre agentes o grados de candidatura a emparejarse, que combina entradas borrosas como la amistad inferida, similitud ideológica, etc. y entradas nítidas como el sexo de los candidatos. La relación borrosa que resulta de agregar algunas relaciones nítidas (como la relación ‘ser de distinto sexo’) con varias relaciones borrosas de indistinguibilidad y el cierre producto-transitivo de la relación borrosa ‘amistad’ ha sido aplicada con éxito para inferir qué individuos se emparejan.

6. Trabajo futuro

Este trabajo tiene múltiples vías de evolución que pueden ser exploradas. En primer lugar, se pretende fuzzificar los atributos para poder hacer inferencia sobre ellos. Además, esto permitirá mostrar las categorías sintácticas asociadas a las etiquetas fuzzy, consiguiendo así asociar a los resultados gráficos información comprensible directamente para observadores no familiarizados con la terminología del sistema.

Otra propuesta interesante sería la inclusión de herencia de características de padres a hijos de forma borrosa. Al aplicar la operación de composición a las matrices de características de los padres, resultará una matriz adecuada para representar la matriz de características del hijo. Esto permitirá una evolución de las características en el tiempo mucho más fiable, al tener en cuenta el cambio generacional.

También se podrían incluir nuevas relaciones cuya naturaleza no sea nítida, y fuzzificarlas, tales como relaciones de “enemistad”, o de parentesco (no sólo familia directa).

Agradecimientos

Los autores agradecen el apoyo y subvención del proyecto del Programa Ingenio 2010, Grupos Consolider con Referencia DGI, CSD2006-00032 y del proyecto ‘Modelos de Representación, Agregación y Clasificación para la Toma de Decisiones con Información Imprecisa’, MCyT con Referencia DGI, TIN2006-06190 dirigido por Javier Montero.

Referencias

[1] R. Axelrod . Advancing the Art of Simulation in the Social Sciences. En Conte, Rosario., Hegselman, Rainer., and Terna, Pietro. (eds.). Simulating Social Phenomena, Berlin: Springer. pp.21-40. 1997

[2] M. E. Bratman, Intention, Plans, and Practical Reason, Harvard University Press, Cambridge, MA, 1987.

[3] Jacas, J., Recasens, J., Fuzzy T-transitive relations: eigenvectors and generators, Fuzzy Sets and Systems 72 (1995) 147–154.

[4] Lozares, C. La simulación social, ¿una nueva manera de investigar en ciencia social? Papers: revista de sociologia, N. 72, p. 165-188, 2004

[5] Naessens, H., De Meyer, H., De Baets, B., Algorithms for the Computation of T-Transitive Closures, IEEE Trans Fuzzy Systems 10:4 (2002) 541-551.

[6] J. Pavon, M. Arroyo, S. Hassan, y C. Sansores, `Simulación de sistemas sociales con agentes software', en Actas del Campus Multidisciplinar en Percepcion e Inteligencia, CMPI-2006, volumen I, 389¬400, (2006).

[7] B. Schweizer, A. Sklar. Probabilistic metric spaces. North-Holland, Amsterdam, NL, 1983.

[8] Trillas, E., Valverde, L., An inquiry into indistinguishability operators, in Aspects of Vagueness, H. J. Skala, S. Termini y E. Trillas (Eds.), Reidel Pubs. (1984) 231-256.

[9] L. Valverde. On the structure of F-indistinguishability operators, Fuzzy Sets and Systems 17, 313–328, 1985.

[10] L.A. Zadeh. Fuzzy sets. Inform. and Control 8, 338–353, 1965.

[11] L.A. Zadeh. Similarity relations and fuzzy orderings, Inform. Sci. 3, 177–200, 1971.