

SISTEMAS MULTI-AGENTE BASADOS EN REPUTACIÓN Y CONFIANZA





INDICE

SISTEMAS MULTI-AGENTE BASADOS EN REPUTACIÓN Y CONFIANZA.....	1
Introducción	3
Confianza y reputación	3
Definición	3
Clasificación de los modelos	4
Sistemas de reputación on-line	5
Sistemas de Sporas	6
Sistema de Castelfranchi & Falcone (Modelo cognitivo)	9
Sistema REGRET	10
Sistema FIRE	12
Sistema NodeRanking	14
Sistema AFRAS	17
Sistema RepAge	18
Modelo Anticipatorio de Trust.....	19
Sistema CALoR.....	21
Comparación de los Modelos vistos	24
Conclusiones	25
Opiniones personales	25
Bibliografía.....	26

INTRODUCCIÓN

Este trabajo va a consistir en un pequeño vistazo y de forma general a la Reputación y la Confianza en los Sistemas Multi-Agente. Empezaremos definiendo los Sistemas Multi-agente basados en la Reputación y Confianza, posteriormente comentaremos un posible estudio de clasificación de estos modelos en base a algunos de los parámetros más relevantes y utilizados, luego veremos un vistazo general a algunos de los modelos más importantes dentro del ámbito de la Reputación y la Confianza y veremos algunas de sus ventajas e inconvenientes que tienen cada uno de ellos. Continuaremos comparando entre sí los modelos que habremos estudiado y los clasificaremos en base a los parámetros de clasificación que ya habremos definido previamente y que nos serán de gran utilidad para dicha comparación. Ya para concluir la memoria veremos una conclusión del trabajo y la bibliografía que hemos utilizado para la elaboración de esta.

CONFIANZA Y REPUTACIÓN

DEFINICIÓN

Vamos a partir de un ejemplo cotidiano para entender estos conceptos. Cuando queremos hacer compra por internet lo primero que hacemos es mirar las valoraciones de personas que han realizado otras compraventas con dicha persona, para así tener nosotros una opinión de si esta persona es de confianza y sé que realizará y cumplirá con lo prometido³.

Así pues, podemos definir la confianza como la creencia que tenemos en que la otra persona realice su parte del trato, aún pudiendo conseguir un mayor beneficio incumpléndolo.

Por otro lado, vemos la reputación como la visión que tenemos de esa persona en función de la valoración que le han otorgado otros individuos. Esto se extiende a lo que la sociedad dice acerca del sujeto en base a sus acciones.

CLASIFICACIÓN DE LOS MODELOS

Como comprobaremos posteriormente podemos encontrar varios modelos de reputación donde cada uno de ellos van a tener sus propias especificaciones y características, algunas de ellas en común.

Para la clasificación de nuestros modelos vamos a guiarnos en los distintos parámetros que presentó Jordi Sabater en su tesis y que se han ido utilizando a lo largo de la historia como manera de organizar estos modelos. A continuación, vamos a explicar de forma general cada uno de los parámetros que definió Jordi Sabater en su momento:

Tipo de paradigma: existen dos aproximaciones, cognitiva y matemática, la diferencia es que la cognitiva asume que la confianza se basa en creencias y la reputación se determina en función del grado de estas. El modelo matemático se basa en interacciones anteriores, probabilidades y funciones de utilidad, pero no en las creencias.

Fuentes de información: podemos encontrar diferentes fuentes de información, bien de forma directa o por terceros (que pueden ser testigos o expertos). La información que reciba el agente depende del entorno en el que se encuentre y de sus aptitudes.

Tipo de visibilidad: la confianza y la reputación de un individuo pueden ser compartidas por todos los observadores o evaluadas particularmente por cada individuo.

Granularidad del modelo: un sistema de reputación puede estar diseñado sin tener en cuenta el contexto o bien teniéndolo en cuenta.

Asunción del comportamiento de los agentes: En un sistema competitivo los agentes pueden intentar engañarse entre ellos dando información falsa para alcanzar un beneficio propio, en cambio en un sistema ideal los agentes dicen siempre la verdad.

Tipo de información intercambiada: se establecen dos grupos, los modelos que utilizan valores booleanos (información clara) y los que tratan con medidas continuas (información incompleta).

SISTEMAS DE REPUTACIÓN ON-LINE

La reputación on-line es la visión de una persona o un producto mediante la web. Como hemos explicado antes, la reputación no solo depende del sujeto o la marca, sino también del resto de personas cuando conversan y dan sus opiniones y puntos de vista. En Internet, esto resulta más fácil gracias a la existencia de foros, blogs o redes sociales.

Algunos modelos de reputación on-line son los mecanismos de reputación empleados en mercados en línea como son eBay, Amazon Auctions y OnSale Ex-change. eBay⁹ es uno de los mercados en línea más grandes del mundo con una comunidad de más de 50 millones de usuarios registrados. La mayoría de los productos en eBay se venden a través de subastas y el mecanismo de reputación utilizado se basa en las calificaciones que los usuarios realizan tras realizar una transacción. El usuario puede dar tres valores posibles: positivo (1), negativo (-1) o neutro (0). El valor de reputación se calcula como la suma de las calificaciones de los últimos seis meses. Del mismo modo, Amazon Auctions⁹ y OnSale Ex-change utilizan también un medio (en este caso, todos los ratings) para asignar un valor de reputación. Todos estos modelos consideran la reputación como una propiedad global y utilizan un único valor que no depende del contexto. La fuente de información utilizada para construir el valor de la reputación es la información que proviene de otros agentes que previamente interactuaron con el agente objetivo (información de testigos). No proporcionan mecanismos explícitos para tratar con usuarios que proporcionan información falsa. Un gran número de opiniones que "diluyen" la información falsa o sesgada es la única manera de aumentar la fiabilidad del valor de la reputación. En algunos estudios¹⁰, se señala que el éxito comercial de los mercados electrónicos en línea sugiere que los modelos han logrado su objetivo principal: "generar suficiente confianza entre los compradores para persuadirlos de que asuman el riesgo de realizar transacciones con completos desconocidos". Existen varios estudios que tratan de analizar las propiedades de estos modelos, especialmente en base a los conjuntos de datos de eBay.

SISTEMAS DE SPORAS

El sistema de reputación que sigue Sporas está basado en los siguientes principios¹:

- Los **nuevos usuarios** empiezan con un valor de **reputación mínimo** el cual se va **actualizando** en base a sus operaciones con otros usuarios.
- El valor de la **reputación** de un usuario **nunca cae por debajo** de la reputación de un **usuario nuevo**.
- Cuando **acaba una transacción**, los **usuarios** involucrados **puntúan a la otra parte** en base a su confiabilidad y se actualiza el valor de reputación en base a esta calificación.
- Dos usuarios solo pueden **calificarse una única vez**. En el caso de que interactúen más veces, solamente se tomará en cuenta el valor de la última calificación.
- Los usuarios con **altos valores de reputación** tendrán cambios de **calificación** más **pequeños**, y los usuarios con **reputación más baja** tendrán **cambios de calificación más grandes**⁶.
- El **algoritmo se adapta al nuevo comportamiento** de los usuarios, es decir, las calificaciones más recientes tienen un mayor peso que las más antiguas.

Desde un punto de vista algorítmico este sistema debe de satisfacer los siguientes requisitos:

- Ha de requerir **poco espacio y tiempo computacional** para realizar las actualizaciones del valor de reputación.
- El sistema debe controlarse, predecirse y supervisarse de forma que se **adapte utilizando la precisión de las predicciones de clasificación**. Las calificaciones enviadas después de cada interacción tienen que ser comparadas con las previstas, y su diferencia usada como una entrada a la función recursiva.
- Las **viejas predicciones tienen que ir disminuyendo** y el sistema tiene que ser un estimador con tendencias hacia el comportamiento más reciente.

Basándonos en estos requisitos, se propone estimar la reputación variable en el tiempo de un usuario utilizando el siguiente algoritmo:

Los nuevos usuarios empiezan con valores de reputación iguales a 0 y pueden avanzar hasta el máximo de 3000. Las calificaciones de reputación, W_i , varían de 0.1 para terrible a 1 para perfecto. La puntuación mínima de reputación, W_i , se establece por encima de 0, a diferencia de las reputaciones de los principiantes $R_0=0$, de modo que una vez que un usuario ha recibido al menos una puntuación, el valor de reputación del usuario será necesariamente mayor que cero, incluso si esa puntuación era la mínima. De esta manera, un usuario siempre está peor si cambia de identidad.

Se plantea entonces la **fórmula de Sporas** que es una estimación recursiva del valor de reputación de un usuario en el momento $t=i$, dada la reputación más reciente del usuario, R_{i-1} , la reputación del usuario que da la puntuación, R_i^{other} , y la puntuación W_i :

$$R_i = R_{i-1} + \frac{1}{\theta} \cdot \Phi(R_{i-1}) R_i^{other} (W_i - E_i)$$

$$\Phi(R_{i-1}) = 1 - \frac{1}{1 + e^{-(R_{i-1} - D) \cdot \sigma}}$$

$$E_i = R_{i=1} / D$$

Cálculo recursivo del valor de reputación en el time= t de la función de amortiguación Φ . El parámetro σ es el factor de aceleración de la función de amortiguación Φ , que ralentiza los cambios para usuarios muy

acreditados. Cuanto menor sea el valor de σ , más pronunciado será el factor de amortiguación Φ . El valor de σ se elige de forma que la Φ permanezca por encima de 0,9 para todos los usuarios cuya reputación esté por debajo de 3/4 de D . Por lo tanto, se puede calcular que $\sigma \leq (0.25 / \ln 9) / D = 0.11$.

La valoración prevista de un usuario se expresa como el valor de reputación actual por encima del valor de reputación máximo permitido en el sistema. Por lo tanto, si la calificación enviada para un usuario es inferior a su valor de calificación deseado, el valor de reputación del usuario disminuye. El valor de $1/\theta$ determina la rapidez con la que el valor de reputación del usuario cambia después de cada calificación. Cuanto más pequeño sea el valor de $1/\theta$, más larga será la memoria del sistema. Por lo que incluso si un usuario entra en el sistema con una reputación muy baja, si su fiabilidad mejora, su valor de reputación no sufrirá para siempre por el mal comportamiento del pasado.

Por otro lado, también se ha incorporado al sistema una medida de la fiabilidad de la reputación de los usuarios. La fiabilidad se mide por la desviación de reputación (RD) de las

reputaciones estimadas. La DR estimada recursivamente del algoritmo es una indicación de la potencia predictiva del algoritmo para un usuario particular. Por lo tanto, un DR alto puede significar que el usuario no ha estado lo suficientemente activo como para ser capaz de hacer una predicción más precisa de su reputación, o que el comportamiento del usuario tiene de hecho mucha variación, o incluso que el comportamiento del usuario es demasiado controvertido para ser evaluado de la misma manera por sus calificadores. Así, el RD de la reputación de un usuario indica la fiabilidad de la opinión de ese usuario para los usuarios que él/ella valora. Puesto que la función de actualización de reputación se computa de acuerdo con la ecuación vista anteriormente, si se ignora el factor de amortiguación F , entonces el RD puede calcularse como un problema ponderado de LS (Madsen & Holst, 1998), definido así:

$$RD_i^2 = [\lambda \cdot RD_{i-1}^2 + (R_i^{other}(W_i - E_i))^2] / T_0$$

Donde T_0 puede calcularse como:

$$T_0 = \sum_{i=0}^{\infty} \lambda^i = \frac{1}{1 - \lambda}$$

Ya vistas las principales características y algoritmos de este modelo podemos concluir que en este sistema la mayor limitación es que trata a todos los nuevos usuarios muy desfavorablemente, lo cual es necesario para permitir el anonimato total para los usuarios de una comunidad en línea².

SISTEMA DE CASTELFRANCHI & FALCONE (MODELO COGNITIVO)

El modelo de confianza propuesto por Castelfranchi y Falcone es un claro ejemplo de un modelo de confianza cognitiva, cuya base es la fuerte relación entre confianza y delegación⁶. Afirman que "la confianza es el trasfondo mental de la delegación". Es decir, la decisión que toma un agente para delegar las funciones de otro agente se basa en una búsqueda específica de creencias y metas, y este estado mental es lo que llamamos "confianza", por lo tanto, "sólo un agente con metas y creencias puede confiar".

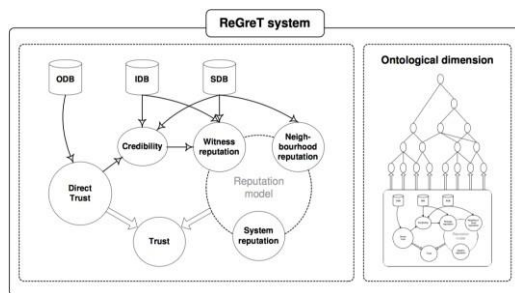
Para construir un estado mental de confianza², las creencias básicas que un agente necesita son:

- **Creencia en la competencia:** Los agentes deben creer que en realidad pueden realizar la tarea.
- **Creencia en la dependencia:** Un agente cree que otro es necesario para llevar a cabo la tarea.
- **Creencia en la disposición:** No sólo es necesario que un agente pueda realizar una tarea, sino también que dicho agente la lleve a cabo. En el caso de un agente intencional, la creencia de la disposición debe ser articulada y apoyada por dos creencias más:
 - *Creencia voluntaria:* Un agente cree que otro ha decidido y tiene la intención de realizar una acción "a".
 - *Creencia en la persistencia:* Un agente cree que otro es firme en su intención de realizar la acción "a".
- **Creencia en el cumplimiento:** Si un agente "x" confía en otro "y" para realizar la tarea "g", entonces decide no renunciar a "g", no llevarlo a cabo personalmente y no buscar otros agentes distintos a "y".

SISTEMA REGRET

El sistema ReGreT presentado por Sabater-Mir & Sierra (2001) es quizás uno de los modelos de reputación y confianza más completos.

Este modelo tiene como principal característica la **explotación de las relaciones sociales**. ReGreT utiliza experiencias directas, información de terceros y estructuras sociales para calcular la confianza, la reputación y los niveles de credibilidad². También incorpora un módulo de credibilidad para evaluar la veracidad de la información de los testigos, que, por supuesto, tiene en cuenta la reputación y la confianza del proveedor de información³.



El sistema tiene tres bases de conocimiento. La base de datos de resultados (**ODB**) para almacenar los contratos anteriores y su resultado; la base de datos de información (**IDB**), que se utiliza como contenedor para la información recibida de otros socios y por ultimo la base de datos de sociogramas (**SDB**) para almacenar los gráficos que define la visión social del agente del mundo.

A la hora de calcular la **confianza directa** (Direct Trust) utiliza los “**outcomes**” que es la diferencia entre lo que se esperaba y lo sucedido en una determinada acción por parte de un tercero. También se tiene en cuenta la antigüedad de las experiencias y el número de estas.

El modelo de reputación se divide en tres tipos especializados dependiendo de donde proviene la información⁴:

- **Witness Reputation:** la reputación se calcula a partir de la información de los testigos. Utiliza las relaciones sociales para ponderar la información que es agregada por parte de otros individuos.
- **Neighbourhood reputation:** utiliza la reputación y el tipo de relación entre el individuo y el tipo de relación entre el individuo objetivo y otros miembros de la sociedad para extrapolar un valor de reputación.

- **System reputation:** el valor de la reputación se basa en el rol que la persona tiene en la sociedad.

Todos estos módulos trabajan juntos para ofrecer un modelo completo de confianza basado en el conocimiento directo y la reputación. Sin embargo, el enfoque modular en el diseño del sistema permite al **agente decidir qué partes quiere utilizar**. Por ejemplo, el agente puede decidir no usar la reputación del vecindario para calcular un valor de reputación o confiar sólo en la confianza directa para calcular la confianza en un agente sin usar el módulo de reputación.

Otra ventaja de este enfoque modular es la **adaptabilidad** que el sistema tiene a los diferentes grados de conocimiento. El sistema es operativo incluso cuando el agente es un recién llegado y tiene una importante falta de información. A medida que el agente aumenta su conocimiento sobre los otros miembros de la comunidad y su conocimiento sobre las relaciones sociales entre ellos, el sistema comienza a utilizar otros módulos para demostrar la exactitud de los valores de confianza y reputación. Esto permite que el sistema se utilice en una amplia gama de escenarios, desde el más simple hasta el más complejo. Si la información está disponible, el sistema la utilizará.

En el sistema ReGreT, cada valor de confianza y reputación tiene una **medida de fiabilidad asociada**. Esta medida le dice al agente cuán confiado está el sistema en ese valor de acuerdo a cómo ha sido calculado. Gracias a esta medida, el agente puede decidir, por ejemplo, si es sensato o no utilizar los valores de confianza y reputación como parte del mecanismo de toma de decisiones.

El último elemento del sistema ReGreT es la **estructura ontológica**. Los autores consideran que la confianza y la reputación no son conceptos únicos y abstractos, sino más bien conceptos multifacéticos. La estructura ontológica proporciona la información necesaria para combinar valores de reputación y confianza ligados a aspectos sencillos con el fin de calcular valores asociados a atributos más complejos. Así pues, definieron la confianza del agente b hacia cierto contexto φ como $T_a(b, \varphi)$. La situación φ es totalmente contextualizada, y puede depender de otros elementos.

SISTEMA FIRE

En algunos escenarios, los modelos de confianza que utilizan sólo una fuente de información no pueden proporcionar un valor de confianza del agente de destino. Por esta razón, FIRE⁸ adopta una base de información más amplia que hasta ahora se ha utilizado para proporcionar información relacionada con la confianza. Aunque el número de fuentes que proporcionan información relacionada con la confianza puede variar enormemente de una aplicación a otra, consideramos que la mayoría de ellas pueden clasificarse en las siguientes cuatro fuentes principales:

- **Experiencia directa:** El evaluador utiliza su experiencia en la interacción con el agente objetivo para determinar su confiabilidad. Este tipo de confianza se llama *Confianza de Interacción*.
- **Información de testigos:** Si los agentes están dispuestos a compartir sus experiencias, el evaluador puede recopilar las experiencias de otros agentes que interactuaron con el agente objetivo. Dicha información se utilizará para determinar la fiabilidad del agente objetivo basándose en las opiniones de sus testigos. Por lo tanto, este tipo de confianza se llama *Reputación de Testigos*.
- **Reglas basadas en roles:** Existen ciertos tipos de información que se pueden utilizar para deducir la confianza. Éstas pueden ser las diversas relaciones entre el evaluador y el agente objetivo o su conocimiento sobre su dominio (por ejemplo, las normas o el sistema legal vigente). Dichos entornos o creencias pueden ser capturados mediante reglas basadas en los roles del evaluador y del agente objetivo para asignar una confiabilidad predeterminada al agente objetivo. Por eso, a este tipo de confianza se le llama *confianza basada en roles*.
- **Referencias de terceros proporcionadas por los agentes objetivo:** En los casos anteriores, el agente objetivo puede buscar activamente la confianza del evaluador presentando argumentos sobre su confiabilidad. En nuestro modelo, estos argumentos son referencias producidas por los agentes que han interactuado con los agentes objetivo certificando sus comportamientos. Este tipo de confianza se llama *Reputación Certificada*.

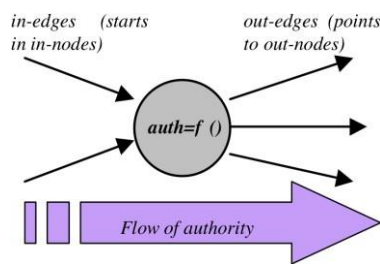
Para calcular el valor de confianza de un agente objetivo, los componentes de FIRE tendrán que recoger valoraciones relevantes sobre el comportamiento pasado de ese agente. Una forma común de estimar ese valor es calcularlo como la media aritmética de todos los valores nominales en el conjunto. Sin embargo, estas clasificaciones no suelen ser igualmente relevantes a la hora de estimar el valor esperado de la clasificación. Por ejemplo, algunas calificaciones pueden ser más antiguas que otras y, por lo tanto, se consideran obsoletas; algunas pueden provenir de una fuente más confiable que sugiere un mayor nivel de credibilidad en comparación con otras. Por lo tanto, diseñamos una función de peso nominal ω_k para cada componente de FIRE que calcula la relevancia de cada clasificación dada. K pertenece, por lo tanto, a I , R , W y C , que significa confianza en la interacción, confianza basada en roles, reputación de testigos y reputación certificada, respectivamente. Entonces, en lugar de considerar todas las calificaciones por igual, el valor de confianza se calcula como la media ponderada de todas las calificaciones disponibles, cuyas ponderaciones vienen dadas por la función de ponderación correspondiente:

$$T_K(a, b, c) = \frac{\sum_{r_i \in R_K(a, b, c)} \omega_K(r_i) \cdot v_i}{\sum_{r_i \in R_K(a, b, c)} \omega_K(r_i)}$$

Donde $T_K(a, b, c)$ es el valor de confianza que el agente "a" tiene en el agente "b" con respecto al término "c", que se calcula mediante el componente K ; $R_K(a, b, c)$ es el conjunto de calificaciones recogidas por el componente K para calcular $T_K(a, b, c)$; ω_k es la función de peso nominal que calcula la relevancia de la fiabilidad de la clasificación r_i ($\omega_k(r_i) \geq 0$); y v_i es el valor de la clasificación r_i . En resumen, el valor de confianza se calcula como la suma de todas las calificaciones disponibles ponderadas por la relevancia de la calificación y normalizadas al rango de $[-1, 1]$ (dividiendo la suma por la suma de todas las ponderaciones). La función de peso nominal $\omega_k(r_i)$ se define posteriormente para cada componente.

SISTEMA NODERANKING

NodeRanking es una propuesta para crear un ranking de valoraciones de reputación de los miembros de la comunidad a través de la Red Social.



Este algoritmo está inspirado en los algoritmos de ranking para páginas web basados en topología web⁶. La idea principal es que cada nodo tiene una autoridad y parte de esta autoridad se propaga a los out-nodes a través de out-edges. Al mismo tiempo, la autoridad de un nodo depende de la autoridad de sus nodos internos.

La autoridad de un nodo, “A”, se calcula en función de la medida total de autoridad presente en la red y de la autoridad de los nodos que apuntan a “A”. Si un nodo no es referido por ningún otro nodo de la red, se le asigna un valor de autoridad por defecto. Los valores de autoridad son valores positivos.

La autoridad de un nodo depende de la autoridad de sus nodos internos. La autoridad de uno de los nodos de salida del nodo depende en parte de la autoridad de este nodo.

NodeRanking sigue esencialmente la estrategia del caminante aleatorio para explorar el gráfico⁵. Comienza en un nodo seleccionado aleatoriamente, y procede seleccionando uno de los nodos a los que se puede llegar a través de out-edges.

```

do
  v ← randomSortNodes()
do
  n ← getNode(v)
do
  nnew ← getNextNode(n)
  if (∃ nnew) → passAuthority(nnew,n)
  n ← nnew
while (∃ nnew)
while (¬ empty(v))
while (¬ converge( ))
  
```

En este algoritmo encontramos algunas funciones que vamos a explicar a continuación:

getNode(): devuelve un nodo de la gráfica elegido aleatoriamente. La probabilidad es uniforme.

getNextNode(nodo x): devuelve uno de los nodos vecinos de salida del nodo x. Esta función puede devolver un nodo nulo para detener la trayectoria del caminador aleatorio introduciendo algunos elementos de aleatoriedad. Cuando getNextNode() devuelve un nodo nulo, de hecho, la ruta está rota. Hay dos casos en los que el camino está roto. La primera es cuando el algoritmo llega a un nodo que ya ha sido visitado en los k pasos anteriores. El segundo caso es cuando se alcanza un cierto valor de probabilidad de salto. En efecto, el caminador aleatorio evalúa la probabilidad de salto cada vez que alcanza un nodo. Esta probabilidad es una función de la conectividad del nodo. El caminante salta el nodo con una probabilidad $Pr_{jump}(a)$.

$$Pr_{jump}(a) = \frac{1}{\#out-edges(a) + 1}$$

Los nodos con menos bordes de salida tienen una mayor probabilidad de romper el camino. getNextNode() devuelve el siguiente nodo b a ser visitado desde a. Este nodo es seleccionado con una probabilidad que se calcula en función del peso del borde entre a y b, la función de probabilidad de densidad correspondiente se muestra a continuación.

$$Pr_{choose}(a \rightarrow b) = \frac{w(a \rightarrow b)}{\sum_{\forall a \in out-nodes(a)} w(a \rightarrow \alpha)} \quad \text{Donde } w(a \rightarrow b) \text{ es el peso del eslabón que conecta a y b.}$$

passAuthority(nodo x): esta función asigna parte de la autoridad del nodo x a todos los nodos que están apuntados por x. La siguiente ecuación muestra el cambio de autoridad entre un nodo x y un nodo y.

$$auth(y) = auth(y) + \left[\frac{Pr_{choose}(x \rightarrow y)auth(x)}{F_y} \right]$$

Donde auth(y) es la autoridad del nodo y y F_y es un factor para mantener el valor de la autoridad dentro de un rango limitado de valores. Cada nodo tiene su propio factor F que recuerda el estado del valor de autoridad total del gráfico la última vez que el nodo estuvo

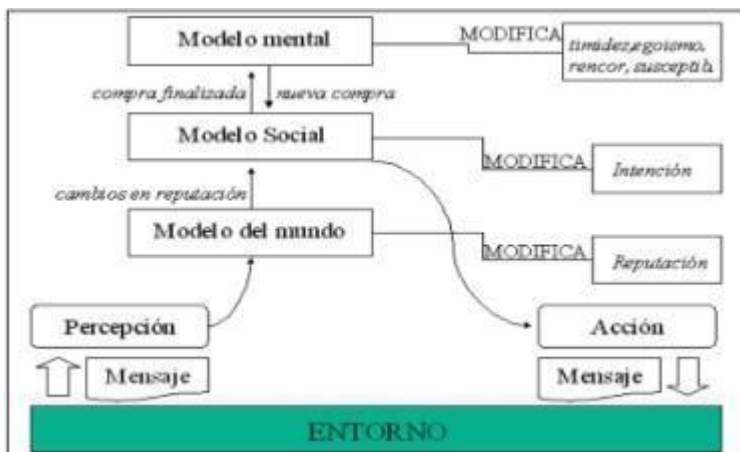
involucrado en una llamada de función `passAuthority`. Sin este factor, los nodos que habían sido los últimos en la selección aleatoria tendrían una ventaja sobre los otros, porque el gráfico está acumulando más y más autoridad a medida que el algoritmo avanza. El factor F se inicializa para cada nodo como la suma de la autoridad de todos los nodos del gráfico. La autoridad inicial de un nodo tiene que ser positiva, y el factor F tiene que ser mayor o igual que 1.

converge(): esta función puede ser evaluada en cualquier momento, la cual prueba el estado de cada nodo. Si el incremento es menor que un umbral dado, ϕ , el nodo se considerará estacionario. Cuando todos los nodos del gráfico están estacionarios, el algoritmo termina. En realidad, la función de convergencia no prueba todos los nodos porque no sería muy eficiente. El evento de estacionarse es notificado por los propios nodos.

SISTEMA AFRAS

La característica principal de este modelo es el uso de conjuntos difusos para representar valores de reputación³. Una vez que un nuevo conjunto difuso muestra el grado de satisfacción de la última interacción con un socio determinado, el valor de reputación antigua y el nuevo valor de satisfacción se agregan usando una agregación ponderada. Los pesos de esta agregación se calculan de acuerdo con el valor de la memoria de recordatorio. Este factor permite que el agente le dé más importancia a la última interacción o al valor de la reputación antigua. El factor de memoria se modela en función de la similitud entre la reputación anterior y la satisfacción de la última acción y el valor de recuerdo anterior. Si la satisfacción de la última acción y la acción asignada al compañero es similar, se incrementa la importancia de las experiencias pasadas, y si la satisfacción de la última acción y el valor de la acción es diferente, se incrementa la importancia de la última experiencia.

La noción de fiabilidad del valor de reputación se modela a través de los conjuntos difusos. Un conjunto difuso amplio para un valor de reputación representa un alto grado de incertidumbre sobre ese valor, mientras que un conjunto difuso estrecho implica un valor fiable⁶.

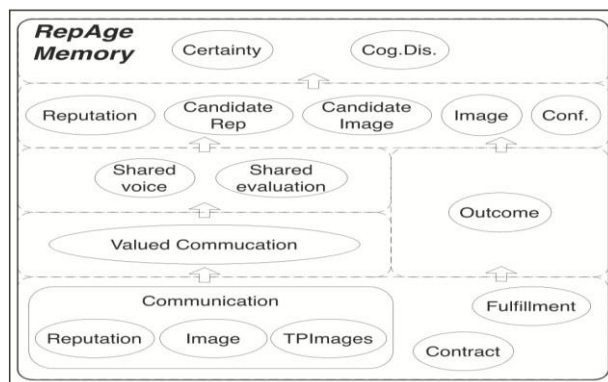


Las recomendaciones de otros agentes se agregan directamente con las referencias textuales directas. El factor de ponderación que se da a cada uno (valor de reputación antiguo y opinión nueva) depende de la reputación que tenga el supervisor.

SISTEMA REPAGE

Este sistema se fundamenta en una teoría cognitiva de la reputación, donde tiene una gran importancia en el como se representa la información con el fin de explotar tanto el valor como el camino que se ha recorrido hasta obtenerlo³.

RepAge es un modelo computacional que da soporte a las arquitecturas de los agentes que quieren distinguir entre imagen y reputación. Mientras que ambos son evaluaciones sociales, la imagen es una simple creencia evaluativa que dice si un agente es bueno o malo con respecto a un cierto contexto (roles). Por otro lado, la reputación es una meta-creencia que se forma y está basada en el valor de la reputación anónima que tiene dicho agente en la sociedad. Por ejemplo, un agente A puede tener una muy buena imagen del agente B como conductor y, al mismo tiempo, reconocer que B tiene una mala reputación como conductor².



En esta imagen podemos observar las partes más importantes de esta arquitectura. RePage organiza evaluaciones sociales en diferentes niveles de abstracción e interconectados, ubicándose en lo más alto de la jerarquía, predicados de imagen y reputación. Cada predicado

que pertenece a uno de los tipos principales (imagen, reputación, voz compartida, evaluación compartida) contiene una evaluación que se refiere a un determinado agente en un rol específico.

La idea de todo esto es que la trama de predicados que se va generando describe como se ha llegado a ese valor, por lo que este tipo de arquitectura da la habilidad al agente de argumentar su decisión en caso de que otro ponga en duda sus resultados. El resultado puede ser la reafirmación en el valor ya calculado o su revisión a la luz de los argumentos dados por el otro agente.

MODELO ANTICIPATORIO DE TRUST

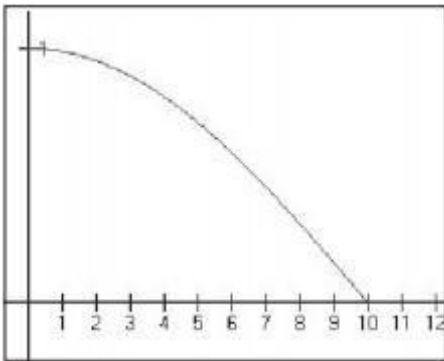
En este modelo la confianza se centra la competencia, utilidad o satisfacción esperada de un agente respecto a un determinado contexto³. Más concretamente, la confianza como una creencia que estima la calidad del servicio esperado de un agente dado, basado en los servicios proporcionados directamente por ese agente y por información obtenida de otros agentes. Típicamente un modelo de trust considera esas dos fuentes de información: experiencias directas y recomendaciones. En este modelo además se distinguen las recomendaciones proporcionadas por un agente sobre sí mismo. Así, este modelo distingue tres tipos de fuentes de confianza: Direct Trust (DT), Advertisements-based Trust (AT), y Recommendations-based Trust (RT). En este modelo también se distingue entre las creencias ‘históricas’, basadas en experiencias pasadas (DT), y creencias anticipatorias, que incluyen un componente de especulación, no necesariamente objetivo y racional (AT y RT). Para representar la ignorancia y la incertidumbre, este modelo utiliza dos dimensiones relativas a la confianza asociada a una creencia:

- **Intimidad:** Medida relativa al número de interacciones que soportan una determinada creencia sobre un agente.
- **Predictibilidad:** Medida basada en la dispersión o variabilidad de los datos hasta el instante t que soportan una determinada creencia sobre un agente.

El *Direct Trust* de un agente representa el comportamiento pasado del agente de acuerdo con criterios objetivos, y es determinado en este modelo por la suma ponderada de sus experiencias directas, donde el peso utilizado es una función de olvido, $\varphi(t, T)$ definida como:

$$\varphi(t, T) = \begin{cases} 0 & \text{si } T - t \geq \emptyset \\ \cos\left(\frac{\pi}{2\emptyset} \cdot (T - t)\right) & \text{si } 0 < T - t < \emptyset \end{cases}$$

El parámetro \emptyset es la máxima antigüedad para influir en las creencias. De este modo, para un valor $\emptyset=10$, obtendremos el siguiente resultado:



Por otro lado, el *Advertisements-based Trust* (AT) de un agente se refiere a la expectativa de comportamiento en el próximo instante $t+1$ basado en el comportamiento anunciado por el propio agente y las discrepancias pasadas entre sus anuncios y el comportamiento observado más tarde. Este modelo da el mismo peso a ambos valores, calculándose el resultado como una resta del anuncio menos la discrepancia media observada en el pasado.

Los valores de *Recommendations-based Trust* (RT) basados en recomendaciones de un agente se calculan de forma similar a los del AT por el comportamiento que otros agentes informaron sobre el agente en estudio y la discrepancia de las opiniones que dieron en el pasado con el comportamiento observado a posteriori en el agente estudiado. Este modelo calcula este valor de forma semejante al AT, dando el mismo peso a ambos factores, calculándose el resultado como una resta de la recomendación menos la discrepancia media observada en el pasado.

Cuando ya tenemos los resultados de DT, AT y RT; es necesario calcular una única medida global de confianza (Global Trust), que es una media ponderada de las tres creencias anteriores.

SISTEMA CALOR

Es un modelo de reputación adaptado ante las necesidades de la inteligencia ambiental. Este modelo asume que a menor distancia una interacción se puede evaluar con una mayor fiabilidad/precisión³.

Este sistema propone una función que se encarga de evaluar la experiencia directa por parte del observador y además toma en cuenta un dato esencial para el calculo de la reputación y es la posición del agente la cual se basa en que a mayor distancia cliente-proveedor, menor capacidad de comprender la calidad del servicio proporcionado por el proveedor⁷. También hemos de tener en cuenta que el peso de la posición tendría poco sentido si no se lo asociara al momento en que se realizó la valoración. Esto se debe a que la calidad con la que se provee un servicio puede cambiar a lo largo del tiempo. Por lo tanto, es necesario establecer una relación entre el tiempo en que se asignó un valor de reputación directa y cuan reciente es este dato.

Este valor de recomendación se le llama “Aggregated Recommendation” y se calcula como la suma ponderada de las recomendaciones y normalizada en base a ciertos parámetros con el objetivo de considerar la distancia dentro de un rango limitado.

$$ar = \frac{a + b \log[\alpha]}{n} \sum_{i=1}^n sr_i$$

Donde:

- ar (AggregatedRecommendation) es el valor final dado por el agente recomendador sobre el PA.
- i es el numero de interacción entre el agente recomendador con el agente proveedor.
- a y b son parámetros de ajuste ad-hoc necesarios por la función de distancia para normalizar los valores de ar.
- α es la distancia media en el dominio.

n es el número total de interacciones entre el agente recomendador y el agente proveedor.

- sr_j : representa la relación entre el ie (interaction evaluation) del agente proveedor y la distancia y frescura de la interacción i correspondiente. Se calcula de la siguiente manera:

$$sr_j = \frac{ie_i \cdot f(ie_i)}{a + b \log[c_i(ie_i)]}$$

Donde:

- ie_i es el valor ie (interaction evaluation) del agente recomendador sobre el agente proveedor.
- $f(ie_i)$ es la medida de la frescura de la interacción i , calculado como:

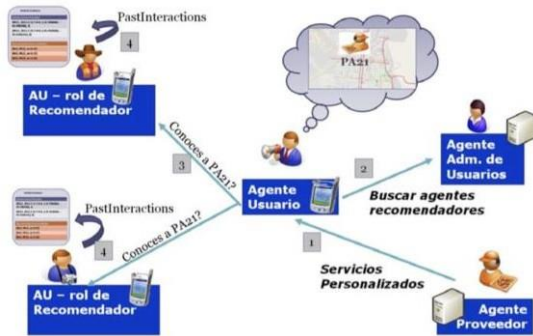
$$f(ie_i) = e^{(-\frac{\Delta t(ie_i)}{\lambda})}$$

Donde $\Delta t(ie_i)$ es la diferencia de tiempo entre el tiempo actual y el tiempo en el que se almacenó el valor de direct reputation i . Mientras que λ es quien indica la unidad de tiempo en base a la aplicación, debiéndose configurar a priori.

- c_i es la cercanía entre la posición del agente recomendador j y la posición del agente proveedor en el momento de la interacción i .

Ahora vamos a ver cómo funciona el protocolo del Sistema CALoR en la provisión de un servicio por un proveedor. En nuestro ejemplo vamos a suponer que hay un agente solicitante llamado UA, quien pregunta a otros agentes usuarios UA_i sobre recomendaciones de un tercero que será el proveedor PA_j .

Esta interacción sería de la siguiente manera:



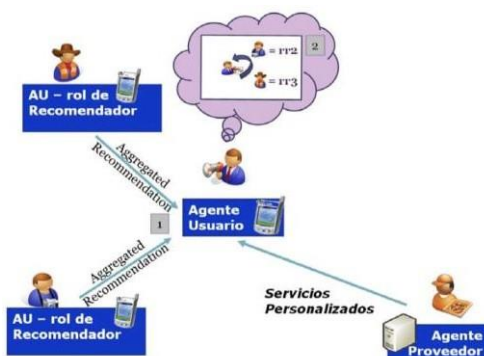
1. El agente solicitante pide recomendaciones a los recomendadores potenciales: UA pregunta a otro UAI sobre recomendaciones de PAj.

2. Los agentes recomendadores recogen sus interacciones directas pasadas con el proveedor en cuestión: UI buscan interacciones con el PAj en sus perfiles



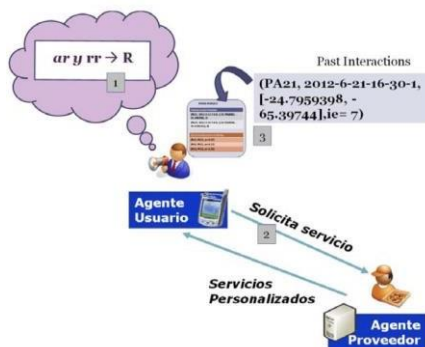
3. Los agentes recomendadores agregan sus propias experiencias de las interacciones directas en la recomendación que envían al agente solicitante.

4. El agente solicitante recibe y almacena las tuplas de los agentes recomendadores: UA almacena una tupla $\langle UAI, PA, ar \rangle$ por cada recomendación recibida



5. El agente solicitante calcula la reputación de los agentes recomendadores: UA computa el valor de recomendación del UAI, quien envió el valor en de ar en el slot del concepto recomendación.

6. El agente solicitante sintetiza las recomendaciones de todos los UAI en el valor de reputación R utilizando como peso el valor rr, recientemente calculado por cada UAI



7. El agente usuario UA toma la decisión de actuar o no con el proveedor PA, en base al resultado obtenido en R.

8. Si la interacción se lleva a cabo, el agente usuario UA asumiendo su rol de solicitante almacenará una tupla $\langle PA, t, L, ie \rangle$ en su tabla PastInteractions.

COMPARACIÓN DE LOS MODELOS VISTOS

A continuación, vemos una tabla comparando los diferentes modelos ya explicados con los distintos parámetros de clasificación según la tesis planteada por Jordi Sabater:

	Tipo de paradigma	Fuentes de información	Tipo de visibilidad	Granularidad del modelo	Asunción del comportamiento de los agentes	Tipo de información intercambiada
Reputación On-line	Numérico	Información del testigo	Global	No dependiente del contexto	No miente	Incompleta
Sporas	Numérico	Información del testigo	Global	No dependiente del contexto	No miente	Incompleta
Castelfranchi & Falcone	Cognitivo	-	Subjetivo	Dependiente del contexto	-	Completa
REGRET	Numérico	Información del testigo Información directa Información sociológica Prejuicios	Subjetivo	Dependiente del contexto	Miente	Incompleta
FIRE	Numérico	Información directa Información del testigo	Subjetivo	Dependiente del contexto	No miente	Incompleta
NodeRanking	Numérico	Observación directa*	Global	Dependiente del contexto	No miente	Completa
AFRAS	Numérico	Información directa Información del testigo	Subjetivo	No dependiente del contexto	Miente	Incompleta
RepAge	Cognitivo Numérico	Información directa Información del testigo	Subjetivo	No dependiente del contexto	Miente	Incompleta
Anticipatorio de Trust	Numérico	Información directa Información del testigo	Subjetivo	Dependiente del contexto	No miente	Incompleta
CALoR	Numérico	Información del testigo Información directa	Subjetivo	Dependiente del contexto	No miente	Incompleta

CONCLUSIONES

En este trabajo hemos estudiado los diferentes modelos de sistemas multi-agente basados en reputación y confianza. Hemos llegado a la conclusión de que existen bastantes sistemas, cada uno de ellos con sus propias características. Habiendo definido los parámetros vistos en la tesis de Jordi Sabater, clasificamos cada uno de nuestros modelos en base a estos y nos hemos dado cuenta de que cada uno de ellos tiene una serie de propiedades únicas que le diferencian del resto, presentando así una serie de ventajas e inconvenientes.

Para finalizar, cada uno de estos modelos son apropiados dependiendo del contexto donde queramos aplicarlos y debemos de estudiar previamente el entorno para saber cuál de ellos es más apto y dependiendo de lo que queramos conseguir tendremos que escoger uno u otro.

OPINIONES PERSONALES

Juan Antonio: “Desde mi punto de vista, el mejor sistema es el Node-Ranking, ya que es uno de los pocos modelos que tiene un tipo de visibilidad global y que intercambia información con otros agentes de manera completa. A parte de que se basa en un algoritmo que ha sido muy extendido en la web a la hora de, por ejemplo, hacer una búsqueda de páginas y/o documentos.”

Alberto: “Yo creo que, en mi opinión, el modelo que más se ajusta a las necesidades de los usuarios es el sistema CALoR, ya que un sistema basado en la utilización de agentes recomendadores es el más completo a la hora de decidir sobre un servicio ofertado por un determinado proveedor.”



BIBLIOGRAFIA

1. GIORGOS ZACHARIA and PATTIE MAES. TRUST MANAGEMENT THROUGH REPUTATION MECHANISMS. MIT Media Laboratory, Cambridge MA, U.S.A.:
<https://pdfs.semanticscholar.org/214c/659ab3f110fd4729a24ed9a3cfc7cae99101.pdf>
2. Isaac Pinyol, Jordi Sabater-Mir. Computational trust and reputation models for open multi-agent systems: a review.
<http://www.iiia.csic.es/~jsabater/Publications/2013-AIRb.pdf>
3. Jordi Sabater-Mir, Javier Carbó, Verónica Venturini, José Manuel Molina López. La confianza y la reputación en los sistemas multiagente.
https://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/18831/confianza_novatica_2012.pdf?sequence=1
4. Jordi Sabater and Carles Sierra. Review on computational trust and reputation models.
https://www.researchgate.net/profile/Carles_Sierra/publication/220637761_Review_on_Computational_Trust_and_Reputation_Models/links/5433f81e0cf294006f7322d9.pdf
5. Pujol J.M., Sangüesa R. y Delgado J., Extracting Reputation in Multi Agent System by means of Social Network Topology, en Proceedings of the First International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems AAMAS-02. Vol. 1, pp 467-474. Bologna, Italy.:
<http://ccs.mit.edu/dell/reputation/p467-pujol.pdf>
6. Jordi Sabater i Mir. Trust and reputation for agent societies.
<https://ddd.uab.cat/pub/tesis/2002/tdx-0123104-172828/jsm1de1.pdf>
7. Verónica M. Venturini. Sistema Multi-Agente basado en Contexto, Localización y Reputación para dominios de Inteligencia Ambiental:

https://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/16341/tesis_veronica_venturini.pdf?sequence=1&isAllowed=y
8. Trung Dong Huynh. Trust and Reputation in Open Multi-Agent Systems (FIRE).

<https://eprints.soton.ac.uk/262759/1/phdthesis1uk.pdf>



9. Alvin E. Roth & Axel Ockenfels. Last-Minute Bidding and the Rules for Ending Second-Price Auctions: Evidence from eBay and Amazon Auctions on the Internet.

<https://pdfs.semanticscholar.org/69a4/ea60edd71988e749427095432c6d9b8f7f97.pdf>

10. Chrysanthos Dellarocas. The Digitization of Word-of-mouth: promise and challenges of online feedback mechanisms.

<https://dspace.mit.edu/bitstream/handle/1721.1/7346/4296-03.pdf%3Bjsessionid%3D2677E0F874E9666D9700584001C77909?sequence%3D1>

ENLACE AL VIDEO

<https://www.youtube.com/watch?v=jZBk-f3un5s>