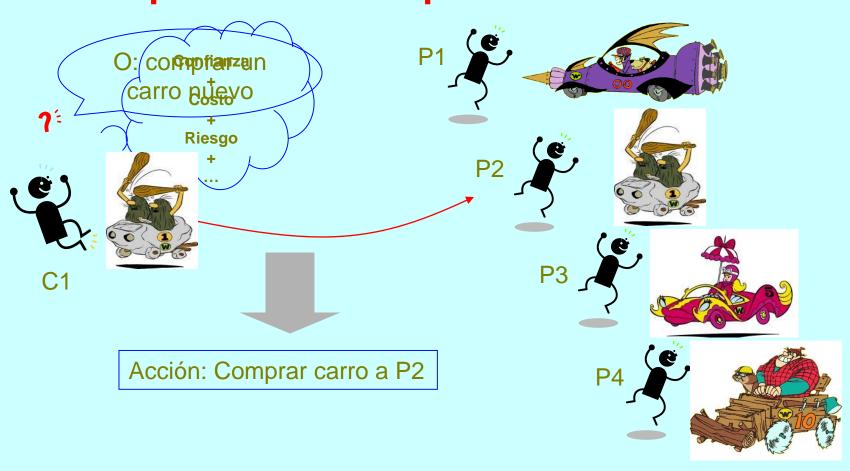
Confianza y Reputación en Sistemas Multi-Agentes

Jose Aguilar
CEMISID, Facultad de Ingeniería
Universidad de los Andes
Mérida, Venezuela
aguilar@ula.ve

Introducción Aproximación al problema



La Confianza en los SMA

"La **confianza** es la *probabilidad subjetiva* por la que un individuo A *espera* que otro individuo B realice una determinada acción de la que el bienestar de A depende"

Gambetta 90

- RAE
 - Confianza: esperanza firme que se tiene de alguien o algo
 - Reputación: prestigio o estima que son tenidos de alguien o algo

- Falta de consenso semántico
 - Confianza ≠ Reputación
 - Confiar (Trust) ≠ Reputación ≠ Confianza (Confidence) ≠
 Confiabilidad (Reliability) ≠ Voluntad (Willingness)

La Confianza y Reputación en los SMA

- ¿Por qué hablar de ellos en los SMA?
- ¿ Qué podemos extraer de las sociedades humanas, de animales?
- ¿ Qué lo hace distintos de SMA que no consideren ese aspecto?
 - => Sistemas Orientados a Servicios
- ¿ Podrian asociarse a aspectos de auto-regulación, mecanismos de auto-reparación, etc.?

La Confianza en los SMA

• El agente Ag1 **cree** que el agente Ag2 puede y desea hacer una acción dada;

- El agente Ag1 tiene la meta de que el agente Ag2 haga esa acción; y
- El agente Ag1 confía en el agente Ag2, absteniéndose de ejecutar la acción delegada y coordinando su comportamiento con el comportamiento esperado del agente Ag2.

La Confianza en los SMA

- Dificultad de modelización
 - Medida de la estima o del prestigio
 - Subjetividad
 - ¿Qué es algo bueno? ¿Para quién?
- Dificultad para el diseño
 - Medidas cuantitativas o cualitativas...
 - $t_{A \rightarrow B} = 0.7$ | $t_{B \rightarrow A} = 0.3$ | $t_{B \rightarrow C} =$ "bueno" | $t_{B \rightarrow A} = k$

• Distintos campos confluyen: informática (modelos computacionales), sociología (redes sociales), psicología (estados mentales), economía (funciones de utilidad, toma de decisiones, etc.), ...

J. Aguilar

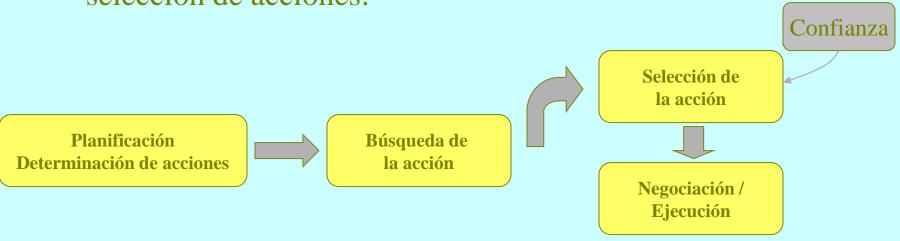
- ¿Cómo lograr sistemas estables usando la confianza?
 - 1. Empatía o reciprocidad entre los agentes a partir de factores como la disposición, la fiabilidad, etc.
 - Se caracterizan (dinámicamente) a través de Modelos de Confianza
 - La confianza será una medida para **decidir la interacción** con otro agente (necesaria pero no suficiente)
 - Interacciones directas e indirectas
 - Usa información **interna** (p.e., experiencia pasada) o **externa** (p.e., opiniones de terceros)
 - 2. Diseño de protocolos y mecanismos para las interacciones (reglas de encuentro)

- Dos formas de conceptualizar la confianza en sistemas multi-agente
 - Nivel individual: creencia sobre el comportamiento futuro de otro agente en una situación determinada
 - → de interés para el agente
 - Nivel de sistema: usada para forzar a los agentes a actuar de forma benevolente (comportamiento emergente)
 - → de interés para el sistema
- Conceptos implícitos:
 - honestidad, benevolencia, malicia, incompetencia, altruismo

 difíciles de distinguir!!

Modelos de Confianza en SMA

- Sirven para estimar la confianza en un agente/situación
- Predicen el comportamiento en una hipotética interacción
- $confianza = f(experiencia_{local}, reputación,...)$
- Confianza ≠ Confiar
- La confianza se usa como un factor en procesos de selección de acciones:



J. Aguilar 9

Modelos Centralizados vs. Distribuidos

Centralizados

- Mejor gestión de la información
- Presunción de autoridad (¿debemos confiar en ella?)
- Menos flexible/más dependiente

Distribuidos

- Permiten subjetividad
- Mecanismo adaptativo y autónomo de control social → normas sociales emergentes (sociedades humanas)
- Antropomorfismo
- Más robusto

Problemas

- Ajuste de la confianza tras una experiencia directa
- Ajuste de la confianza tras una experiencia indirecta (p.ej. en una organización o grupo)
- Cómo agregar opiniones de otros a las experiencias locales propias
- Cómo ajustar la confianza en agentes que han servido como fuentes de reputación
- Exploración vs. Explotación

Clasificación de los modelos de confianza

- Modelos basados en Aprendizaje y Evolución
- Modelos basados en Reputación
- Modelos Socio-Cognitivos
- Modelos para Organizaciones
- Alineación semántica

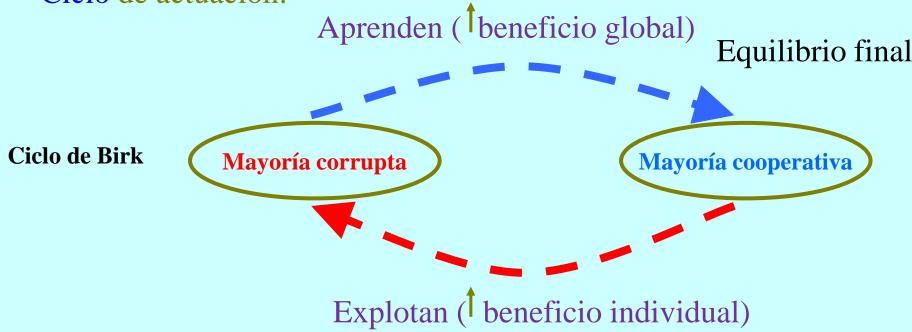
EVOLUCIÓN

- Confianza emerge como resultado de la evolución de estrategias en varias interacciones [Wu,Sun]
 - Mayor ganancia a largo plazo para los agentes "buenos" sacrificando parte de su utilidad a corto plazo (*Dilema del prisionero*)
 - Umbral en el número de interacciones (característico para el cálculo)
 - Variabilidad de los resultados
- No siempre genera escenarios cooperativos
- No son ideales
 - Malevolencia
 - Incompetencia
 - Desconocimiento, ...

Modelos de confianza basados en aprendizaje

Confianza emerge del aprendizaje [Birk]

- Dar más peso a objetivos sociales vs. objetivos individuales
- Metáfora de la sociedad (inversión)
- Ciclo de actuación:



Opinión o vista de alguien acerca de algo

Confianza ≠ Reputación

- Reputación es un medio para la Confianza (ej. eBay)
- Líneas de investigación en Reputación:
 - Métodos para recoger ratings acerca de lo "bueno" que es el agente
 - Métodos de razonamiento para la agregación de esa información
 - Mecanismos de actualización (nuevos pesos)
- Recuperación y agregación con Redes Sociales
 - Representación mediante grafos (relaciones)
 - Los ratings "fluyen" entre los nodos por los arcos
 - Honestidad y Altruismo [Schillo et al.]
 - Posibilidad para los agentes de adquirir información de otros

- Más valor a experiencias propias
- Cuanto mayor es el intercambio de información mayor es la probabilidad de hacer un razonamiento inexacto (incompetencia – malevolencia)
- Buscar un equilibrio entre
 - Razonamiento local → experiencia propia
 - Información externa reputación



- Agregación
 - Combinación de valores de reputación que llegan a un agente
 - Ejemplo: eBay (+1, -1). Comentarios?
 - Valoraciones detalladas del vendedor con cuatro categorías diferentes.
 - Los compradores se les pide que califiquen el vendedor en cada una de estas categorías con una puntuación de una a cinco estrellas, siendo cinco la calificación más alta y uno más baja.
 - Estas calificaciones son anónimas.
 - Las listas de los vendedores con una calificación de 4.3 o más en cualquiera de las cuatro categorías de calificación aparecen antes en los resultados de búsqueda.
 - Tiendas de alimentación están obligados a tener las puntuaciones de cada categoría por encima de 4,5.

- Agregación
 - Modelos basados en teorías más sólidas:
 - Teoría de Demspter-Shafer → Funciones de creencia tres tipos de valores:
 - *Trustworthy* (digno de confianza)
 - *Untrustworthy*
 - Uncertain

- Concepto de witness
 - Testigos o fuentes de reputación
- Problema:
 - Asunción de que nunca mienten
 - Cómo elegir las fuentes de reputación
 - Todo intercambio de información implica riesgo de (casual o intencionada) → A más intercambio mayor riesgo de imprecisión
- Soluciones:
 - honestidad y altruismo [Schillo]
 - probabilidad de mentira de los testigos [Sen y Dutta]

- 3 dimensiones de la reputación [Sabater y Sierra] :
 - Dimensión individual
 - Reputación como suma ponderada de impresiones subjetivas que derivan de interacciones directas
 - Dimensión social
 - Impresión del grupo a_1 acerca de a_2
 - Impresión del grupo a_1 acerca del grupo a_2
 - Impresión de los agentes del grupo a_2 sobre su compañero

- Capacidad de filtrado colaborativo: Se basa en la premisa de que las personas que buscan información, hacen uso de lo que otras ya han analizado.
- Secuenciación adaptativa colaborativa: consiste en seleccionar el orden en que se deben presentar un conjunto de unidades

- Votando.
- Los individuos pueden distribuir su votación sobre diversas alternativas. Por ejemplo, la alternativa A pudiera conseguir un voto de 0.5, B de 0.3, C de 0.2 y D de 0.0. En ese caso, la función de preferencia colectiva P_{col} , es el promedio de las n funciones de preferencias individuales P_i

$$P_{col}(l_j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} P_i(l_j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} P_i^j$$

- Protocolo binario (series de votos, con 2 opciones cada una). En este caso, podrían irse escogiendo de dos en dos opciones, hasta ir eliminando todas las opciones y quedarse con una.
- Protocolo de Borda: los agentes escogen todas sus preferencias, y a partir de allí se desarrolla una función de bienestar social, la cual asigna N puntos a la preferencia que ha sido elegida por todos los individuos, y así sucesivamente, siendo N el número de candidatos.

El mecanismo básico detrás de los sistemas de filtrado colaborativo, es el siguiente:

- Se registra un gran grupo de preferencias de la gente
- Se crea un subgrupo de gente, cuyas preferencias son similares a las de la persona que busca asesoramiento, utilizando una métrica de similitud,
- Se calcula un promedio (posiblemente ponderada) de las preferencias para ese subgrupo
- Se usa la función de preferencia resultante, para recomendar opciones en las que quien busca ayuda no ha expresado ninguna opinión personal hasta el momento.

El mecanismo básico detrás de los sistemas de filtrado colaborativo, es el siguiente:

- Probabilidad condicional P(x|y) determina la probabilidad de que un usuario puede consultar x, dado que ese usuario consulto y.
- Probabilidad P(x|y) determina una matriz M_{XY} , que representa las fuerzas de las conexiones entre los documentos (co-ocurrencia):

$$M_{xy} = P(x|y) = \frac{\#(x\&y)}{\#(y)}$$

Donde, #(x) representa el número total de usuarios que consultaron x, y #(x&y) el número total de usuarios que consultaron tanto x como y

Recomendaciones personales más complejas P', se pueden recuperar mediante una función de preferencia individual P en el conjunto de opciones, como un vector p=(p₁, p₂, ..., p_n), y calculando el producto de ese vector con la matriz de co-ocurrencia:

$$p_{i}^{'} = \sum_{j} M_{ij} p_{j}$$

Mecanismos de Recomendación

Los sistemas recomendadores son sistemas que ayudan a emparejar a usuarios con productos.

- Tienen el potencial para soportar y proveer sugerencias de calidad a un consumidor en el instante en que requiera buscar y seleccionar algún tipo de producto online.
- Lo ideal es que cada usuario obtiene un tipo de recomendación personalizada de acuerdo con sus características y necesidades:

modelo de usuario

• en el que se pueden tener características del usuario o estadísticas de uso que le indique las particularidades de cada usuario y con ello poder realizar sugerencias personalizadas.

Mecanismos de Recomendación

- Recomendación colaborativa: recomendar a un usuario con base en sus anteriores escogencias o en las escogencias de otros usuarios cuyos perfiles sean muy similares. Los usuarios asignan calificaciones a
 - Las recomendaciones realizadas (sistema va aprendiendo que tan bien recomendó) o
 - Los productos usados (calidad del producto).
 - Parte del supuesto de que usuarios que hayan tenido ciertas tendencias de uso las pueden tener aquellos que tengan perfiles similares.
- Recomendación basada en contenidos: emparejar los mejores productos con las preferencias de un usuario. Se parte de una descripción de las características del producto.
- Recomendación basada en conocimiento: trata de enseñarle al usuario lo que puede adaptarse a sus necesidades.
- Recomendación híbrida: se combinan dos o más de las técnicas anteriores

Mecanismos de Recomendación: colaborativa

- 1. Se registran las preferencias de un gran grupo de personas
- 2. Usando una métrica de similitud, un subgrupo se selecciona, cuyas preferencias son similares a las preferencias de la persona que busca consejo;
- 3. Se calcula el promedio de las preferencias para ese subgrupo;
- 4. El resultado se utiliza para recomendar a la persona, sobre opciones de las cuales aun no ha opinado.

Un ejemplo de métrica de similitud es el coeficiente de correlación entre dos usuarios a y b, el cual se define como:

$$R_{ab} = \frac{\sum_{i} (p_i^a - \overline{p^a})(p_i^b - \overline{p^b})}{\sqrt{\sum_{i} (p_i^a - \overline{p^a})^2 (p_i^b - \overline{p^b})^2}}$$

Donde, p_i^a denota la preferencia de a por la opción i, y $\overline{p^a}$ la preferencia media entre todas las opciones

Mecanismos de Recomendación

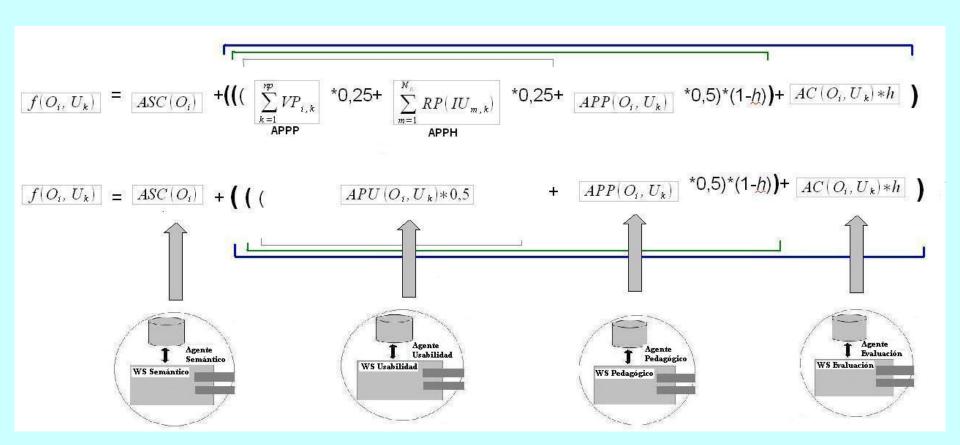
Servicio web recomendador como un sistema de recomendación hibrido calibrado

- Mezcla varios tipos de recomendación: basada en contenidos, recomendación colaborativa, etc.
- Para ello se propone el porcentaje de hibridación (h), es un valor de 0 a 1. 0 indica que el sistema es totalmente basado en conocimiento (no considera experiencias anteriores) y un 1 indica que el sistema es totalmente colaborativo (considerando únicamente las experiencias de recomendaciones anteriores).
- La recomendación entregada por el servicio recomendador es un listado de objetos organizados en forma descendente de acuerdo al índice de recomendación calculado

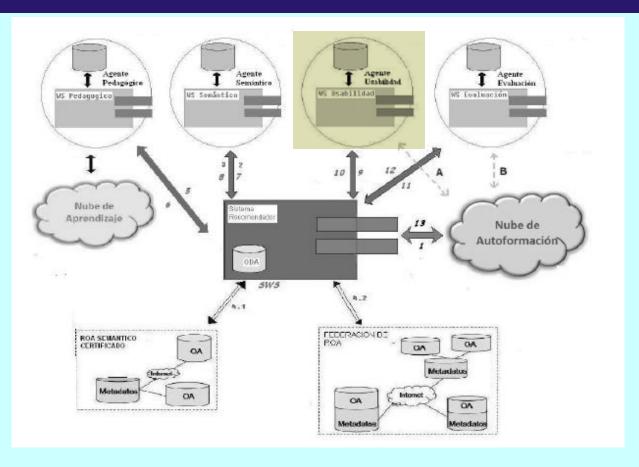
Mecanismos de Recomendación híbrido

```
INICIO
                                            Fase de
   2.
            Cr = Inferir(ROA)
                                            inferencia
            SI C, NO VACIO
   3.
                  PARA CADA O que pertenezca a C. HACER
   4.
                         calcularUtilidad(Oi)
   5.
                  FIN PARA
                                                  Fase de
                  Rec= Rankear(C_r)
                                                  Adaptatividad
   8.
            SINO
                  Rec=consultarNoCertificado()
   10.
             Retornar(Rec)
   11. FIN
Donde:
Cr = Conjunto de recomendación
ROA = Repositorio semántico de objeto de aprendizaje certificados
O_i= Objeto de aprendizaje evaluado dentro de C_r
Rec = Recomendación realizada al cliente
```

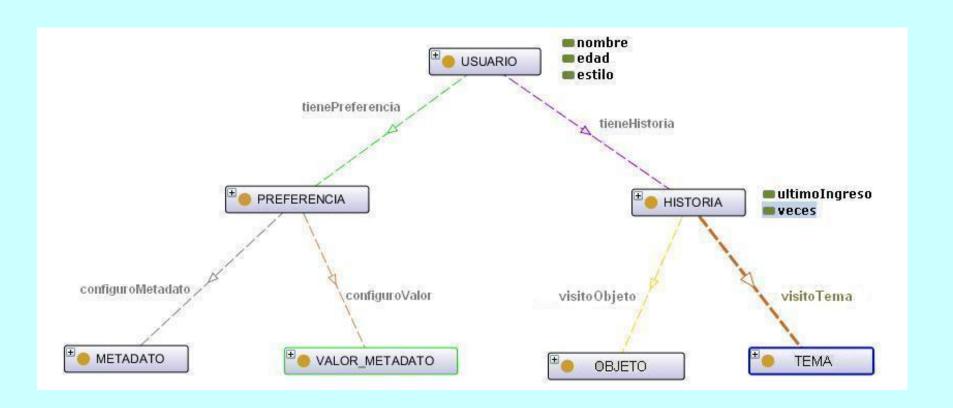
Mecanismos de Recomendación híbrido



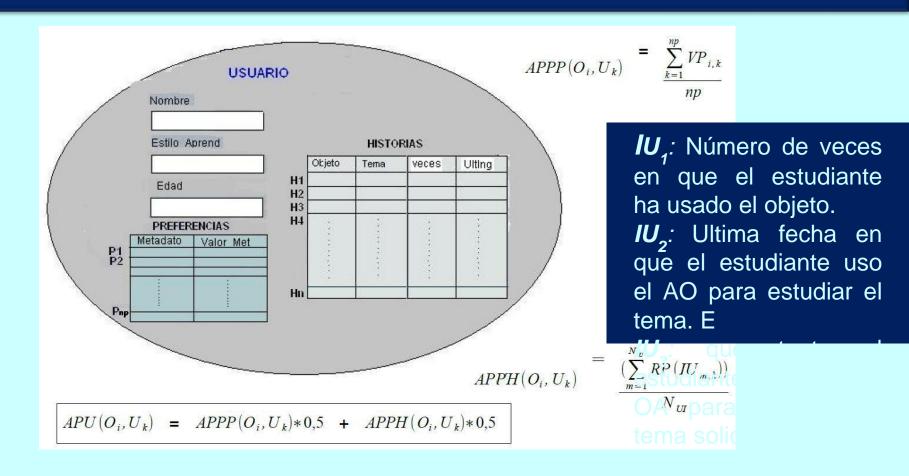
Agente adaptativo de usabilidad



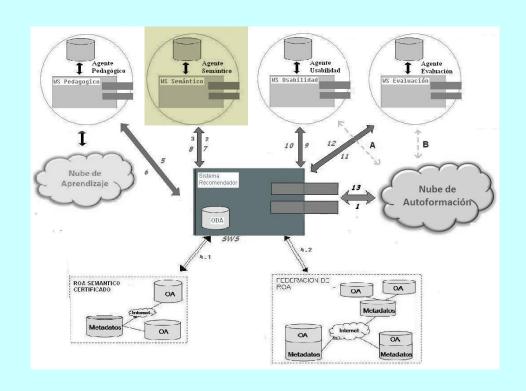
Repositorio de perfiles de usuario



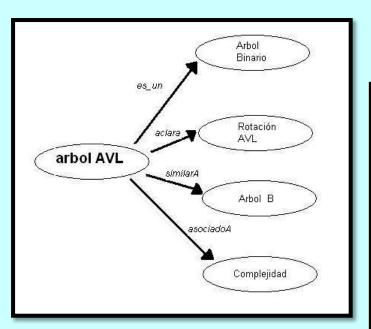
SW de Perfil de Usuario



Agente adaptativo de vinculación semántica de temas

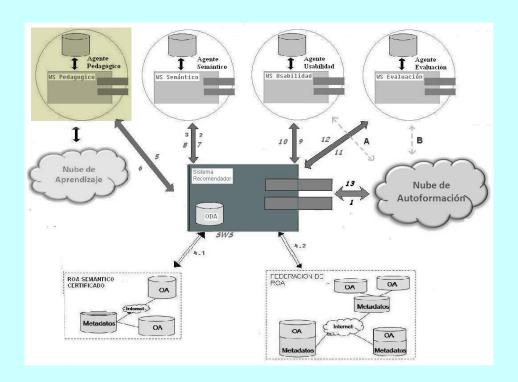


Niveles vinculación semántica



JERARQUIZACION 3 El conci	epto es el concepto base epto está en el nivel de descripción de jerarquización
EXPLICACION 2 El conc	
COMPARACION 1 El conc	epto está en el nivel de descripción de explicación
	epto está en el nivel de descripción de comparación
ASOCIACION 0 El conci	epto está en el nivel de descripción de asociació

Agente adaptativo de aspectos pedagógicos

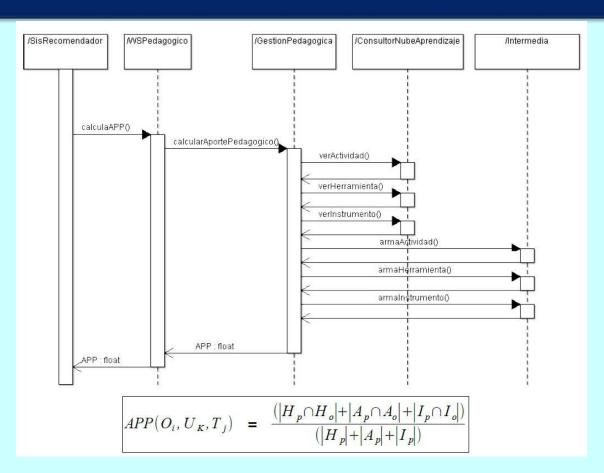


Estilos de Aprendizaje

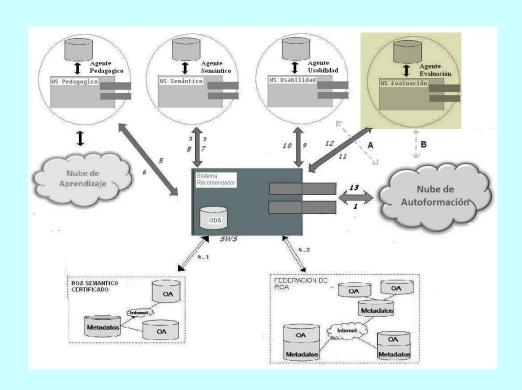
Tabla 1 Modelo teórico de Felder y Silverman (1988)

ESTILOS DE APRENDIZAJE								
Percepción		Procesamiento		Representación		Comprensión		
¿Qué tipo de información se prefiere recibir?		¿Cómo se prefiere adquirir información?		¿A través de qué vía sensorial se prefiere captar información?		¿De qué modo se facilita el entendimiento de contenidos?		
Sensorial	- Intuitivo	Activo	- Reflexivo	Visual	- Verbal	Secuencial	- Global	

Aporte Adaptativo Pedagógico (APP)



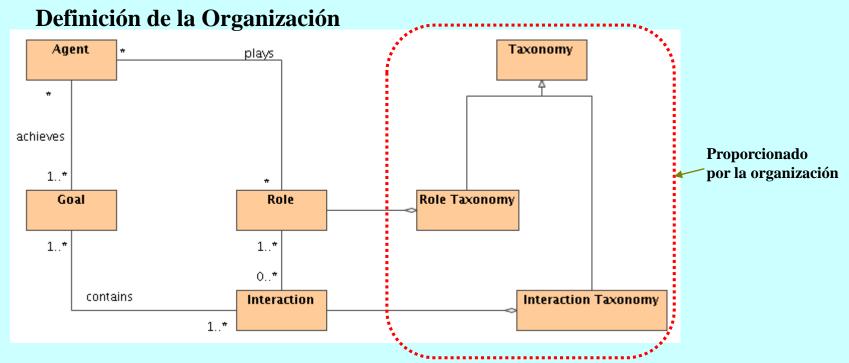
Agente adaptativo de evaluación y calidad de desempeño



Modelos de confianza para Organizaciones

- Modelos de confianza orientados a organizaciones de agentes
 - − Organización → SMAs + restricciones
 - Roles, interacciones, normas, ...
 - Aprovechan la información de la organización para mejorar modelos de confianza
 - Similitud de roles/interacciones
 - Argumentación con normas

Modelos de confianza para organizaciones



Problema de decisión del agente

- Los agentes deben cumplir objetivos
- Los agentes deben realizar diversas interacciones para cumplir estos objetivos
- De entre los agentes capacitados (por su rol) para realizar las interacciones, ¿a cuál de ellos elegir?

Modelos de confianza para Organizaciones

- Los agentes mantienen una Local Interaction Table (LIT):
 - Estructura de datos que compila los resultados de las interacciones pasadas
 - Indexados por claves del tipo agente/rol/interaction (<X,Y,Z>)
 - Con valores asociados de confidence y reliability

$\langle X, Y, Z \rangle$	$C_{A \longrightarrow \langle X, Y, Z \rangle}$	$r_{A o \langle X, Y, Z \rangle}$
$\langle a_2, r_5, i_1 \rangle$	0.5	0.3
$\langle a_4, r_1, i_2 \rangle$	0.7	0.8
$\langle a_2, r_3, i_1 \rangle$	0.9	0.5
:	:	:
$\langle a_9, r_2, i_5 \rangle$	0.4	0.7

- <X,Y,Z>: unidad atómica "agente X jugando el rol Y en la interación Z"
- Confidence ($cA \rightarrow \langle X, Y, Z \rangle$): de la propia experiencia del agente
- Reliability (rA→ <X,Y,Z>): mide cómo de seguro está un agente acerca de su propio valor de *confidence* en la situación <X,Y,Z>

Modelos de confianza para organizaciones

• Enfoque básico:

- "... un agente A jugando el rol Estudiante necesita encontrar un compañero para un tipo de práctica en una asignatura específica"
- El estudiante mirará en su LIT las interacciones pasadas haciendo ese tipo de prácticas (I) con otros estudiantes (R)
- El agente A seleccionará a aquel agente con una mayor confidence en su LIT poniendo atención únicamente en aquellas entradas <X,R,I>, donde X puede ser cualquier otro agente

Modelos de confianza para organizaciones

- Problema: la LIT puede ser incompleta
 - No hay entradas para la situación <X,Y,Z>
 - Existe baja precisión en los valores para las entradas <X,Y,Z>
- Hipótesis: los agentes se comportan de manera similar cuando juegan roles similares o actúan en interacciones similares
 - Los valores de confidence pueden ser aproximados a partir de otras entradas en la LIT del agente en lugar de preguntar a fuentes de reputación
 - Experiencias con un agente en roles/interacciones similares pueden ser usadas para aproximar mejor valores de confidence
 - Las similitudes pueden ser obtenidas a partir de las taxonomías de roles e interacciones que facilita la organización

Modelos de confianza

Basic trust model aplicado a los datos de la LIT:

$$t_{A \rightarrow \langle B,R,I \rangle} = \frac{\sum\limits_{\langle X,Y,Z \rangle \in LIT_A} c_{A \rightarrow \langle X,Y,Z \rangle} \cdot w_{A \rightarrow \langle X,Y,Z \rangle}}{\sum\limits_{\langle X,Y,Z \rangle \in LIT_A} w_{A \rightarrow \langle X,Y,Z \rangle}}$$

 Sacamos partido a la estructura de la organización (inference trust model):

$$W_{A \rightarrow \langle X,Y,Z \rangle} = r_{A \rightarrow \langle X,Y,Z \rangle} \cdot sim(\langle X,Y,Z \rangle, \langle B,R,I \rangle)$$

– Cálculo de la Similitud:

$$sim(\langle X, Y, Z \rangle, \langle B, R, I \rangle) = \begin{cases} \beta \cdot sim_R(R, Y) + \gamma \cdot sim_I(I, Z), & if \quad B = X \\ 0, & otherwise \end{cases}$$

Actualización de confidence:

$$c_{A \to \langle X, Y, Z \rangle} = \epsilon \cdot c'_{A \to \langle X, Y, Z \rangle} + (1 - \epsilon) \cdot g_{\langle X, Y, Z \rangle}$$

 Actualización de la reliability: basado en el número de interacciones y en su variabilidad

46

Redes de confianza

$$G = \{N, W\}$$

- donde N es un conjunto de nodos que representan a humanos (H), problemas (P), y soluciones (S), y W es el conjunto de arcos que representan las relaciones semánticas entre los nodos,
- tal que $N = H \cup P \cup S$, y que $H \cap P \cap S = 0$.
- Por otro lado, $w_{n,n}^{\lambda}$ significa que hay una relación

Redes de confianza

• El modelo de confianza lo representan como una probabilidad condicional: un arco entre $h_i \in H$ y $h_j \in H$, significa que el individuo h_i cree que la solución que toma el individuo h_i es buena, tal que

$$w_{h_i h_j}^{confiar} = P(h_j \text{ es buena} | h_i \text{conoce a } h_j)$$

- Esta relación indica que h_i confía en h_j, en función de alguna probabilidad, de que la decisión que tome h_j sea una buena decisión, dado que h_i conoce de h_j.
- Dado que los humanos somos multidimensionales (varias habilidades y creencias), la confianza se puede acotar a dominios específicos; así, la expresión anterior se puede ajustar a

 $w_{h_i h_i}^{confiar} = P(h_j \text{ es bueno en el dominio } d_l \big| h_i conoce \text{ a } h_j \text{ en el dominio } d_l)$

Redes de confianza

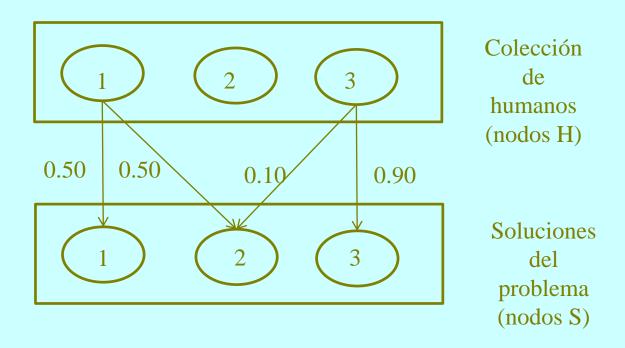
• Esa idea ha sido extendida usando el grafo G, tal que cualquier persona que vote por una solución de un problema, crea un arco dirigido desde sí mismos en H a la solución en S, lo cual puede ser representado semánticamente como:

$$w_{h_ip_j(s_m)}^{voto\,por} = P\left(s_m \text{ es una buena solución para el problema } p_j \middle| h_iconoce \text{ de } p_j \right)$$

• Esa fórmula indica que la persona h_i cree que, de acuerdo con cierta probabilidad, que s_m es un buen solución del problema p_j. Esto permite crear una red de decisión basada en votos.

Algoritmos de agregación

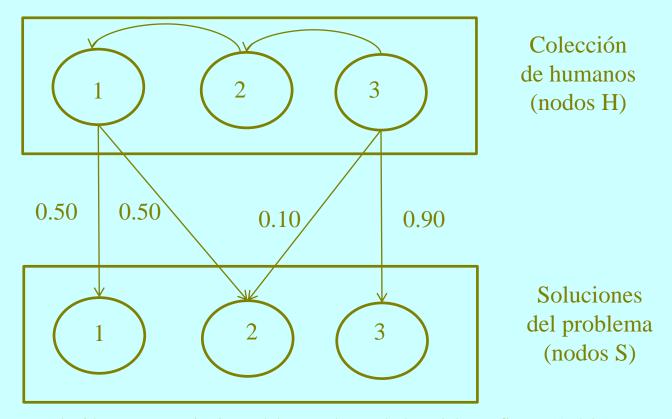
Democracia directa: parte de la idea de que una persona es un voto y la distribución de partículas sobre los nodos



nodo s_1 habrá acumulado aproximadamente 50 partículas, nodo s_2 60 partículas, y nodo s_3 90 partículas. Las partículas de h_2 se destruyen porque él no vota por ninguna solución, dándonos una solución colectiva por democracia directa de s_1 = 0.25, s_2 = 0.30, y s_3 = 0.45

Algoritmos de agregación

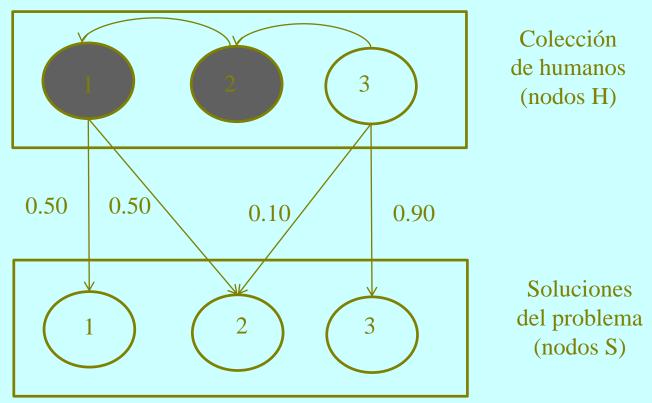
Democracia dinámicamente distribuida . idea es asegurar que cada individuo pueda influenciar la decisión colectiva. si un individuo no puede votar por una solución en particular, sus partículas usan la red social, basada en la confianza para moverse a otro nodo humano



 h_2 no vota una solución, y por consiguiente delega en h_1 según la red de confianza (Así, h_1 proveerá 200 partículas). De esta manera, después de dos iteraciones, s_1 tendrá 100 partículas, s_2 110, y s_3 90, dándonos una solución colectiva de s_1 = 0.33, s_2 = 0.36, y s_3 = 0.30.

Algoritmos de agregación

Voto de poder: si hay más confianza en un individuo en particular, el individuo recibe inicialmente más partículas.



a h₁ se le suministran 200 partículas, igual a h₂, y a h₃ 100 partículas; el número de partículas de h₁ y h₂ son el doble que las de h₃, porque son más expertos. Como en el ejemplo anterior, h₂ le da sus partículas a h₁, porque h₂ confía en h₁ y h₂ no tiene capacidad de votar por una solución al problema. Así, h₁ tiene 400 partículas para distribuir. Después de dos iteraciones, s₁ tendrá 200 partículas, s₂ 210 partículas, y s₃ 90 partículas, dándonos una solución colectiva de s₁ = 0.400, s₂ = 0.42, y s₃ = 0.18.

- Dominios comerciales o redes sociales
- Ejemplo: eBay
 - Usado como ayuda al usuario
 - Valoración de opiniones distribuida
 - Visión de valoraciones unívoca
 - Naturaleza de las valoraciones:
 - Suma de opiniones numéricas individuales: +1,0,-1
 - Comentarios textuales
 - Visión global de la reputación de los usuarios

- Trip Advisor (www.tripadvisor.es)
 - Opiniones
 - Votaciones
 - Rankings
 - Positivos (preferencias)
 - Negativos (características a evitar)
 - Índice de popularidad de TripAdvisor le incorpora Contenido viajero para determinar la satisfacción del viajero

- ¿Cómo saber si un hotel en particular es adecuado para usted? El precio de la habitación puede ajustarse a su presupuesto, pero las habitaciones están limpias? Es el lugar seguro? ¿Cómo es el servicio?
- Índice de popularidad para ayudar rápidamente a responder esas preguntas.
 - Resultados que influyen en ranking.
 - Constantemente incorpora nueva información.
 - Global: Refleja las opiniones de todo el mundo.
 - Imparcial: Basado en la valoración de todos
- Esto asegura que siempre se busca en los mejores hoteles.

- Dominios comerciales o redes sociales
- Ejemplo: eConcozco, Friendster, Facebook, ...
- Aplicable a todo tipo de interacciones
 - Intercambio de datos
 - Redes P2P
 - Descarga de ficheros
 - Usan valoraciones como indicación al usuario
 - Opiniones
 - Ratings ★★★ ★1..10"muy bueno"

Facebook



Hay tres principales factores de ranking:
 Afinidad: Esto está directamente relacionado a los gustos,
 las interacciones y sus relaciones.

Peso: Acciones que tienen un mayor esfuerzo

Relevancia y actualidad

Modelos de confianza Comerciales Facebook

¿Qué Rank significa para el futuro?

Una página con muchos fans y poca o ninguna interacción recibiría la puntuación más baja.

¿Cómo ir Arriba?

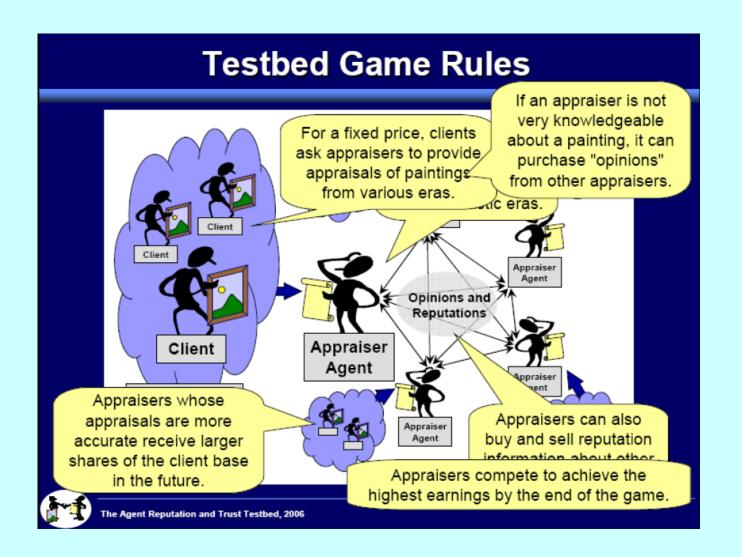
Utilice fotos y vídeos a menudo.

Fomentar la interacción sin ser agresivo.

Haga preguntas a sus fans y amigos que no pueden dejar de responder.

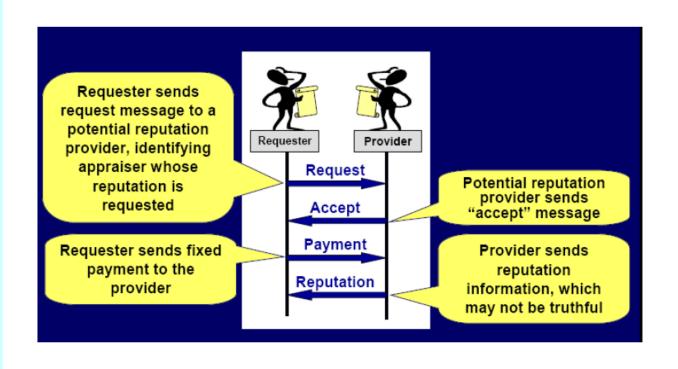
Crear una encuesta...

- Agent, Reputation and Trust (ART) testbed http://www.lips.utexas.edu/art-testbed/index.html
- Motivación
 - Excesiva heterogeneidad de las métricas para evaluar modelos de confianza
 - Unificación de perspectivas
 - Entorno común de experimentación
 - La competición hace más llamativa la herramienta



- Tasadores reciben clientes que pagan precio fijo por tasación
- Las pinturas se distribuyen aleatoriamente entre las eras
- Al pasar rondas los mejores tasadores recibirán más clientes (y por tanto más beneficios)
- Tasadores saben su nivel de *expertise* en cada era
- Tasadores no saben el nivel de los demás
- Tasadores pueden comprar reputaciones, por un precio fijo, de otros tasadores.
- Valor de reputación entre 0 y 1, valoración sólo para comunicación entre agentes
 - No se fuerza a usar una representación interna fija

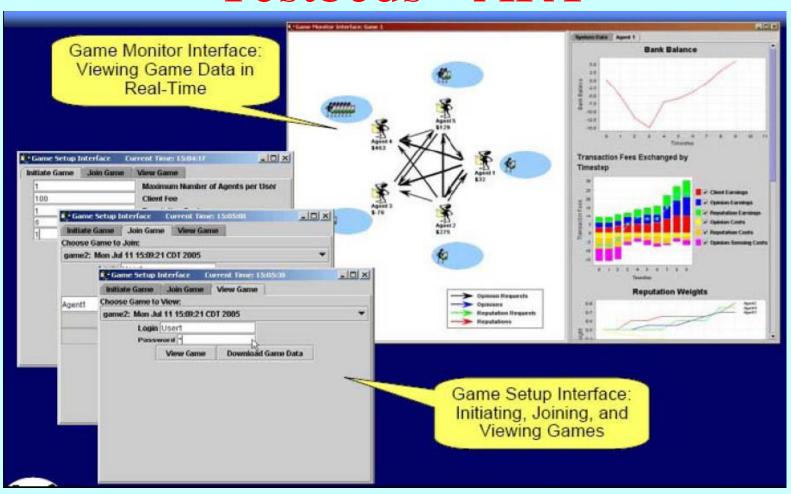
Compra/venta de reputación



- Compra/Venta de opiniones
 - Por cada pintura, un tasador puede pedir opiniones (a un precio fijo) de otros tasadores
 - La simulación genera opiniones sobre las pinturas para los tasadores que aceptan dar opiniones
 - La precisión de la opinión es proporcional al *expertise* del agente que da la opinión sobre la era del cuadro y al dinero invertido en la opinión

Métricas

- De un agente
 - Dinero del ganador
 - Error medio cometido en las tasaciones
 - Desviación típica del error cometido en las tasaciones
 - Número de cada tipo de mensajes intercambiados
- De la sociedad de agentes
 - Saldo de cada agente
 - Ganancia de cada agente en cada iteración
 - Número de mensajes y transacciones ocurridas
 - Distribución de transacciones entre agentes



Ventajas

- Intento de unificar visiones y criterios
- No fija la representación del conocimiento de los agentes
- Aceptado por la comunidad (bajando la popularidad ☺)

Desventajas

- Orientado a maximizar la función de tasación
- Teoría de juegos no debería ser el fin
 - En una misma población → Dilema del Prisionero Iterado (más complejo)
- Resultados "anormales" en las competiciones

Testbeds - TOAST

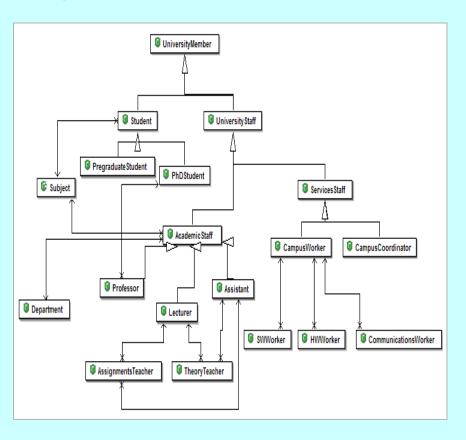
- Trust Organisational Agent System Testbed (TOAST)
- Objetivo
 - Proporcionar un soporte experimental para la evaluación de modelos de confianza en organizaciones virtuales → SMAs + algunas restricciones (roles, interacciones, objetivos, normas, ...)

Características

- Experimental setup:
 - Definición de la OV: Taxonomías de Roles, Interacciones
 - Número y tipos de objetivos/agentes
- Experiment generation
 - Generación estocástica de las características de los agentes (capacidad, diversidad)
- Experiment execution
 - Evaluación cuantitativa de los modelos de confianza

Testbeds - TOAST

Ejemplo de taxonomía de Roles



Definición de objetivos

```
<GoalsType>
   <Goal Name="Select Subject to Enrol">
      <Interaction Name="Study Subject">
           <Role Name="Student">
           </Role>
           <Role Name="Academic
Staff">
           </Role>
     </Goal>
   <Goal Name="Select Lecturer">
      <Interaction Name="Teach">
           <Role Name="Academic
Staff">
           </Role>
           <Role Name="Student">
           </Role>
      </Goal>
```

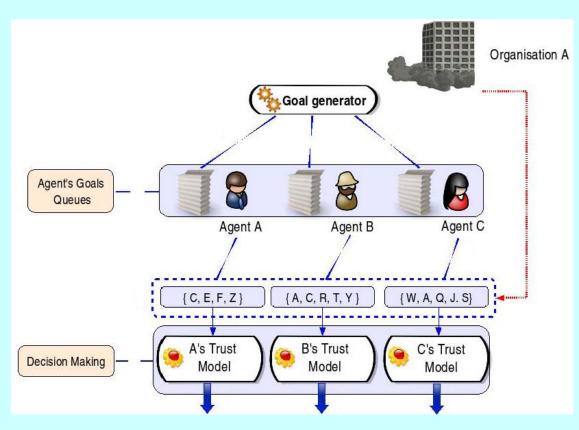
Testbeds - TOAST

Generación de experimentos

- Generación estocástica
 - Asignación Agentes/Objetivos
 - Qué es lo que un agente tiene que hacer
 - Asignación Agentes/Roles
 - Qué funcionalidades ofrecen los agentes
 - Valores de capacidad Agentes/Rol/Interacción
 - Cómo de "bueno" es un agente jugando un rol determinado en una interacción específica
 - Se modela mediante distribuciones de probabilidad normales
 - Media: habilidad del agente para realizar la acción
 - Desviación típica: variaciones sufridas por diferentes situaciones

Testbeds – TOAST

Dinámica de ejecución



- Los objetivos son entregado en las colas de los agentes
- Los agentes toman los objetivos y les asocian interacciones
- 3. Los agentes se basan en sus modelos de confianza para elegir un agente de entre los posibles candidatos
- TOAST determina la utilidad de las interacciones
- Los agentes actualizan sus modelos

La minería web

- Permite hacer búsquedas más inteligentes y eficientes explotando el conocimiento colectivo almacenado en patrones.
- Ese conocimiento colectivo en la Web es una memoria externa, compartida, a la cual todos los miembros tienen cierto grado de acceso de lectura/grabación.
- La web como memoria compartida tiene ya la estructura de nodos y arcos, pero carece de la carga sobre las preferencias en los acoplamientos (arcos).
- Ese conocimiento colectivo podría encontrar soluciones a problemas, confiando en la sabiduría colectiva de los usuarios, la cual es mucho más inteligente que la de cada uno aislado.

La minería web

- Algunas de las consideraciones en ese enfoque, para la emergencia de un conocimiento colectivo, son:
 - Se debe posibilitar la agregación de todas las contribuciones individuales,
 - Se debe posibilitar la regeneración entre contribuciones subsecuentes (amplificar o reforzar contribuciones, eliminar algunas, etc.),
 - Se debe realizar una división del trabajo, permitiendo que una diversidad de ideas especializadas sean integradas en ese conocimiento colectivo.
- Hay muchas variaciones posibles en los métodos de minería web, y hay muchas fuentes de conocimiento colectivo por explotar.

La minería web

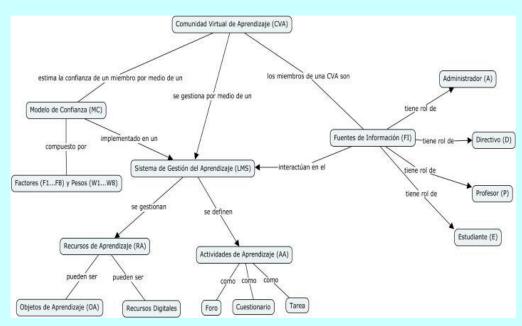
 podríamos expresar el grado de importancia R de un documento d_j como:

$$R(d_j) = K(d_j) \sum_i P(l_{ij}) R(d_i)$$

Donde, $K(d_j)$ determina la relación entre un grupo de palabras claves dada por el usuario y el documento d_j (calculada a partir de una lista de palabras claves que da el usuario al iniciar una búsqueda, tal que K será más grande si el documento contiene la mayoría de esas palabras claves, e irrelevante si no contiene ninguna), y $P(l_{ij})$ es el peso del acoplamiento entre los documentos i y j.

• Esa expresión nos indica como algunos documentos que contienen algunas de las palabras claves, pero están conectados fuertemente a relevantes documentos, probablemente serán relevantes.

Trust Model for Virtual Learning Communities



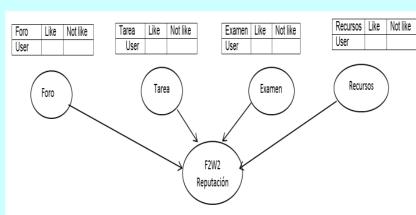
Factores del Modelo de Confianza

 $Trust = \Sigma F(i)W(i)$

- •Experiencia directa (F1)
- •Reputación (F2)
- •Rol (F3)
- •Conocimiento (F4)
- •Seguridad (F5)
- •Calidad (F6)
- •Institucional (F7)
- Cercanos (F8)

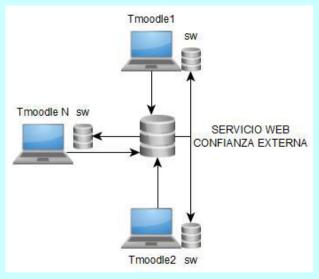
Ontología de un MC en una CVA

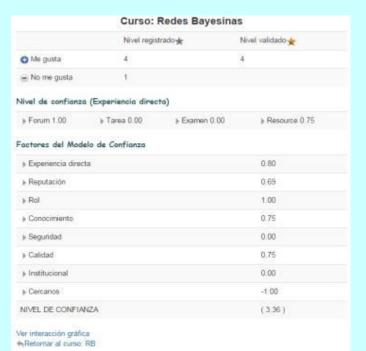
Red Bayesiana para el factor reputación del MC



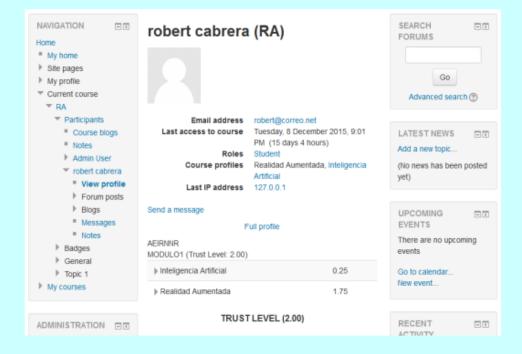
				TA	BLA DE	PROB	ABILID/	AD CON	DICION	IAL						
Foro	Like					not like										
Tarea	Like not like					Like				not like						
Examen	Like		not like		Like		not like		like		not like		like		not like	
Recursos	Like	not like	like	not like	like	not like	Like	not like	Like	not like	Like	not like	like	not like	like	not like
reputacion_positive	1	0.75	0.75	0.50	0.75	0.50	0.50	0.25	0.75	0.50	0.50	0.25	0.50	0.25	0.25	0
reputacion_negative	0	0.25	0.25	0.50	0.25	0.50	0.50	0.75	0.25	0.50	0.50	0.75	0.50	0.75	0.75	1

Trust Model for Virtual Learning Communities









WSMO es un estándar del W3C: Marco conceptual para las ontologías y las descripciones de servicios Web.

Experiencia de la confianza del agente ai en el tiempo t,

$$IET^{(t)}_{i} = \{(a_{j}, s_{k}, et_{i,j,k,l}) | a_{j} \in A, s_{k} \in S, et_{i,j,k,l} \in [0, 1]\}$$

Donde A es conjunto de agentes, S tareas que agente require contratar y et es la satisfaccion del agente a_i con la tarea s_k realizada en el 1 momento por a_j

La fiabilidad de otros agentes cuando ofrecen información de reputación

$$IER^{(t)}_{i} = \{(a_{i}, s_{k}, er_{i,j,k}) | a_{i} \in A, s_{k} \in S, er_{i,j,k} \in [0, 1]\}$$

 $er_{i,j,k}$ es el grado de satisfacción del agente a_i cuando a_j ofrece valores de reputación sobre otros agentes cuando realizan la tarea s_k .

Disponer lo necesario para preguntar a agentes acerca de la confianza y la reputación

Vecinos agente
$$a_i$$
: $N_i = \{a_j | a_j \in A, \text{ neighbor}(a_i, a_j) = \text{true}\}$

Conjunto de los agentes más fiables para dar una respuesta:

$$CT^{(t)}_{\text{sup}}(\boldsymbol{a}_i,\,\boldsymbol{s}_k) = \{\boldsymbol{a}_j \mid \boldsymbol{a}_j \in N_i,\, f^{(t)}_{i,j,k} \geq \gamma_{\text{sup}}\}$$

Donde γ_{sup} es un umbral y $f^{(t)}_{i,j,k}$ es valor de confianza que agente a_j de solución a tarea S_k en el momento t,

Conjunto de agentes con una seguridad dudosa para dar una respuesta:

$$CT^{(t)}_{\text{dud}}(\boldsymbol{a}_i,\,\boldsymbol{s}_k) = \{\boldsymbol{a}_i \mid \boldsymbol{a}_i \in N_i,\, \gamma_{\text{inf}} < f^{(t)}_{i,j,k} \geq \gamma_{\text{sup}} \}$$

Disponer lo necesario para preguntar a agentes acerca de la confianza y la reputación

Grupo de los agentes más fiables que dan valores de reputación, de acuerdo con la confianza para dar los valores de reputación para la tarea específica :

$$CR^{(t)}_{sup}(a_i, s_k) = \{a_j | a_j \in N_i, er^{(t)}_{i,j,k} \ge \gamma_{sup}\}$$

Confianza agente a_i para dar valores de reputación para tarea s_k en el momento t,

Conjunto de agentes con un valor de confianza dudoso para dar respuesta, pero con una alta reputación:

$$C^{(t)}_{\text{prom }}\left(\textbf{a}_{i}\text{, }\textbf{s}_{k}\right)=\{a_{j}\mid a_{j}\in CT^{(t)}_{\text{dud }}\left(\textbf{a}_{i}\text{, }\textbf{s}_{k}\right)N_{i}\text{, }R(\textbf{a}_{i}\text{, }\textbf{a}_{j}\text{, }\textbf{s}_{k}\text{, }CR^{(t)}_{\text{sup }}\left(\textbf{a}_{i}\text{, }\textbf{s}_{k}\right))\geq\gamma_{\text{sup}}\}$$

representa el valor de reputación asignado por a_i a agente a_j por tarea s_k según la experiencia del agente más fiable dando información de reputación, agrupado en $CR^{(t)}_{sup}(a_i, s_k)$)

Disponer lo necesario para preguntar a agentes acerca de la confianza y la reputación

conjunto de agentes que a_i le pedirá hacer tarea s_k:

$$C^{(t)}(a_i, s_k) = CT^{(t)}_{sup}(a_i, s_k) \cap C^{(t)}_{prom}(a_i, s_k)$$

Encontrar los valores de f^(t)_{i,j,k}

$$f^{(t)}_{i,j,k} = T(a_i, a_j, s_k)$$

Y

$$T(a_{i}, a_{j}, s_{k}) = DTRL(a_{i}, a_{j}, s_{k}, IET^{(t)}_{i}) DT(a_{i}, a_{j}, s_{k}, IET^{(t)}_{i}) + (1 - DTRL(a_{i}, a_{j}, s_{k}, IET^{(t)}_{i}))R(a_{i}, a_{j}, s_{k}, CR^{(t)}_{sup}(a_{i}, s_{k}))$$

Donde,

DT representa el valor de confianza directa del agente \mathbf{a}_i con \mathbf{a}_j para realizar tarea \mathbf{s}_k de acuerdo a su experiencia propia en IET R es el valor de la reputación que el agente \mathbf{a}_i asigna a \mathbf{a}_j para realizar tarea \mathbf{s}_k de acuerdo con las experiencias de los más fiables agentes para dar reputación

DTRL es la relevancia de la medida de la confianza

$$DT(a_i, a_j, s_k, \mathsf{IET^{(t)}}_i) = (1 - \delta)^{|L|} \, \mathsf{et}_{i,j,k,0} + \sum_{lp \in L} (1 - \delta)^{|L|-p} \, \mathsf{et}_{i,j,k,p}$$

donde L es subconjunto de experiencias de a_i sobre el Rendimiento del agente a_j asociado a la tarea $s_{k,\,y}$ et a_i , es la mas vieja experiencia

$$DTRL(a_i, a_j, s_k, IET^{(t)}_i) = No(a_i, a_j, s_k, IET^{(t)}_i)(1 - Dv(a_i, a_j, s_k, IET^{(t)}_i))$$

No(
$$\mathbf{a}_i$$
, \mathbf{a}_j , \mathbf{s}_k , IET^(t)_i)={ $\sin(\pi |L|/2itm)$ |L| $\leq itm$

Donde itm es un parámetro para controlar el número máximo de experiencias a tomar en cuenta.

Obtener reputación

$$R(a_{i}, a_{j}, s_{k}, CR^{(t)}_{sup} (a_{i}, s_{k})) = \sum_{aq \in CR(t)sup (ai, sk)} DT(a_{q}, a_{j}, s_{k}, IET^{(t)}_{q} er^{(t)}_{i,q,k} \\ / \sum_{aq \in CR(t)sup (ai, sk)} er^{(t)}_{i,q,k}$$

Obtener modelos de reputación y confianza para tareas similares

$$IT(a_i, a_j, s_k, s_p, IET^{(t)}_i) = DT(a_i, a_j, s_p, IET^{(t)}_q) D(s_k, s_p)$$

$$IR(a_i, a_j, s_k, s_p, CR^{(t)}_{sup}(a_i, s_k)) = R(a_i, a_j, s_k, CR^{(t)}_{sup}(a_i, s_k)) D(s_k, s_p)$$

 $D(s_k, s_p)$: grado de similitud entre las dos tareas

Actualización de las bases de las experiencias IER y IET

$$er^{(t+1)}_{i,j,k} = sigmod(er^{(t)}_{i,j,k} + \sum_{ar \in M(t)j \ (ai, \ sk)} f^{(t+1)}_{i,r,k} - f^{(t)}_{i,r,k} / M^{(t)}_{j} \ (a_i, \ s_k))$$

donde

$$M^{(t)}_{j}(a_{i},\,\textbf{S}_{k})\!\!=\!\!=\{a_{r}\,|a_{r}\in CT^{(t)}_{\text{dud}}(\textbf{a}_{i},\,\textbf{S}_{k})\;f^{(t)}_{i,j,k}\geq\gamma_{\text{sup}}\}$$

Y

$$IET^{(t+1)}_{i}(s_k)=IET^{(t)}_{i}(s_k)\cup edt_{i,j,k}$$

Donde $edt_{i,j,k} = (a_{i,a_{j}}, s_{k}, et_{i,j,k})$

Satisfacción: cumplimiento y calidad

$$\begin{split} P(ec_{i,j,k}\,,&Q(w_j,\,\textbf{S}_k)) = \{ \ 1 & Q(w_j,\,\textbf{S}_k) \geq ec_{i,j,k} \\ & 1 - (ec_{i,j,k} - Q(w_j,\,\textbf{S}_k)) \quad \text{de lo contrario} \end{split}$$

Donde

 $ec_{i,j,k}$ calidad prometida del agente de respuesta $Q(w_i, S_k)$) real calidad de la solución,



Objetivo del trabajo



Elaborar un sistema inteligente de gestión de la publicidad en redes sociales, caso de estudio Facebook

• Analizar el uso de la minería de datos en las redes sociales.

- Establecer un mecanismo automático de generación de anuncios publicitarios para Facebook, el cual debe considerar: reconocimiento de imágenes para un tema específico, redimensionarlas, estudio del título y cuerpo del anuncio para dicho tema en particular, etc.
- Analizar las métricas de evaluación de rendimiento publicitario de un anuncio en Facebook: caracterizar las métricas, realizar un análisis estadístico basada en ellas, etc.

•Elaborar un mecanismo de aprendizaje sobre el proceso de elaboración de anuncios, para usar ese conocimiento al elaborar nuevos anuncios.



Motivación



facebook

Redes sociales emergentes, generan gran oportunidad para promover una marca con la finalidad de atraer nuevos clientes







Para una compañía que desee hacer publicidad en redes sociales es importante tener un desempeño óptimo de mercadeo



Tratamiento para Diabetes



Si le gustaria disminuir la Diabetes con eficiencia solo haga click Aqui o en Me gusta!

 Me gusta · A 121.020 personas les gusta esto.

Para obtener esta eficiencia es necesario automatizar este proceso basándose en el comportamiento de los usuarios





Bases Teóricas



Componentes de la Publicidad en Redes Sociales

- Clicks
- Alcance
- Frecuencia

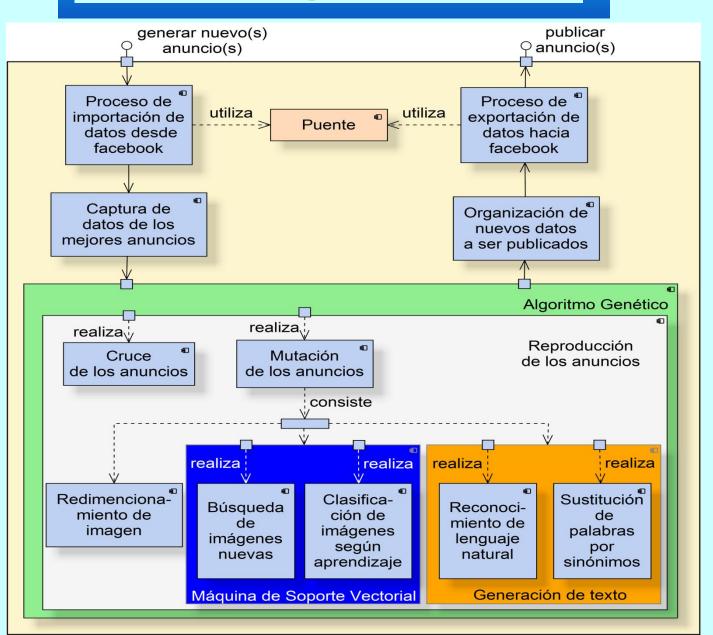
- Porcentaje de clicks del anuncio
- Interacciones
- Puja del anuncio





Propuesta







Propuesta



Especificación Formal

Estructura del Individuo





Propuesta



Cruce (contenido de imagen, dimensión de imagen, texto)

Células Madre Terapia Celular



Anuncio A

Anuncio B

Si desea verse 10 años mas joven o tratar una enfermedad solo haga clic aquí o en Me gusta

Células Madre Terapia Celular



Si quiere verse 10 años mas joven o aliviar una enfermedad haga clic aquí o en Me gusta

Células Madre Terapia Celular Si desea vers



Si desea verse 10 años mas joven o tratar una enfermedad solo haga clic aquí o en Me gusta

Células Madre Terapia Celular



Si quiere verse 10 años mas joven o aliviar una enfermedad haga clic aquí o en Me gusta

Anuncio B

Anuncio A



Experimentos



Casos de Estudio

Se evalúa el sistema completo considerando varios casos de estudio en publicidad en Facebook. Cada caso de estudio consistió en evaluar el desempeño de los anuncios en distintas páginas y temas de publicidad.

	Posición promedio del mejor anuncio nuevo									
Iteración	CMTC	PARK	PROS	ARTR	ALZH	DIAB				
1	6	10	9	12	7	7				
2	4	8	7	5	5	5				
3	3	6	11	5	4	4				
4	3	5	5	2	1	1				
5	2	3	5	2	2	2				
6	1	1	2	1	2	3				
7	1	2	2	1	1	2				

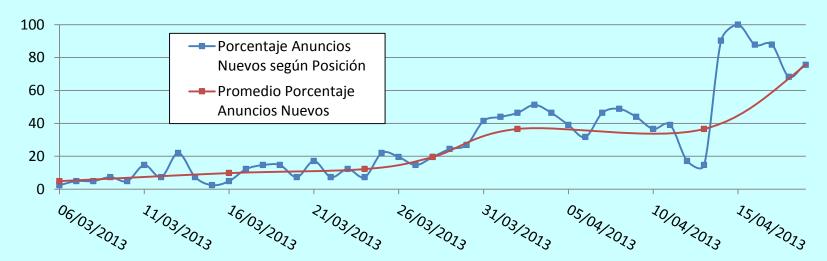


Experimentos









Evolución del caso de estudio "CMTC" (porcentaje de anuncios nuevos entre los mejores 20)