

## SOCIEDADES DE ROBOTS EMOCIONALES

(Sociedades de robots/Juegos cooperativos/Juegos no cooperativos/Análisis de riesgos adversarios/Emociones)

DAVID RÍOS INSUA\*; DIEGO GARCÍA\*\*; PABLO GÓMEZ\*\*\*

\* Real Academia de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales.

\*\* AlSoy Robotics.

\*\*\* Universidad Rey Juan Carlos.

### ABSTRACT

Al igual que antes ocurrió con el ordenador personal, Internet, el ordenador portátil o los teléfonos inteligentes, es muy probable que la siguiente revolución en las Tecnologías de la Información y de las Comunicaciones se refiera a la adopción de robots personales en los hogares. Un campo de estudio relativamente reciente es el análisis y diseño del comportamiento colectivo en grupos de robots que compiten o cooperan para conseguir ciertos objetivos. En este artículo se describen las bases científicas para el desarrollo de sociedades de robots, indicándose el impacto que pueden tener los aspectos emocionales en el comportamiento de tales sociedades.

### 1. INTRODUCCIÓN

Los robots personales pueden constituir la siguiente innovación disruptiva en el campo de las Tecnologías de la Información y de las Comunicaciones (TIC), como antes lo fueron el PC, Internet, los ordenadores portátiles o, recientemente, las redes sociales y los teléfonos inteligentes. Así, podemos esperar un futuro cercano en el que los robots aparezcan de forma casi ubicua en nuestras vidas y hogares, ayudándonos en todo tipo de tareas.

Un campo de estudio relativamente reciente es el de las interacciones entre grupos de robots para alcanzar sus objetivos, lo que podríamos denominar como sociedades de robots. Dichos objetivos podrían con-

sistir en el aprendizaje colaborativo (Breazeal et al., 2004), la asignación de tareas (Gerkey y Mataric, 2004), la formación de equipos especializados (Service y Adams, 2011), o la negociación entre agentes (Zhang y Lesser, 2007), entre otros.

Para mejorar la interacción con los usuarios, se han hecho, igualmente, numerosos esfuerzos para poder simular elementos emocionales en los robots, hablándose entonces de robots emocionales. Un ejemplo es el modelo FLAME de El Nasr et al. (2000), basado en lógica difusa, que incluye catorce emociones básicas definidas a partir del efecto que los sucesos producidos tienen sobre los objetivos del robot. Otro ejemplo destacable es el del robot social Roboceptionist, capaz de mantener relaciones sociales con personas en una universidad y resolverles sus dudas. Es capaz de simular emociones, estados de humor y actitudes, véase Kirby et al. (2010). En Ríos Insua et al. (2012) discutimos por qué las emociones no son sólo útiles para la toma de decisiones, sino que forman parte integral de dicho proceso, resultando indispensable su inclusión en un modelo realista.

En este artículo discutiremos cuestiones relacionadas con el diseño de sociedades de robots emocionales. Comenzaremos revisando las bases científicas de las decisiones sociales, que resultan de las teorías de juegos no cooperativos y cooperativos y del, más reciente, análisis de riesgos adversarios. Describimos después varios escenarios posibles para una sociedad de robots, en su relación con grupos de personas. Revisamos luego el impacto de las emociones, cen-

trándonos en los aspectos de decisiones grupales. Damos después una breve descripción de un posible modelo para acomodar comportamiento social y emociones. Finalmente, discutimos posibles escenarios de aplicación de estas sociedades de robots emocionales.

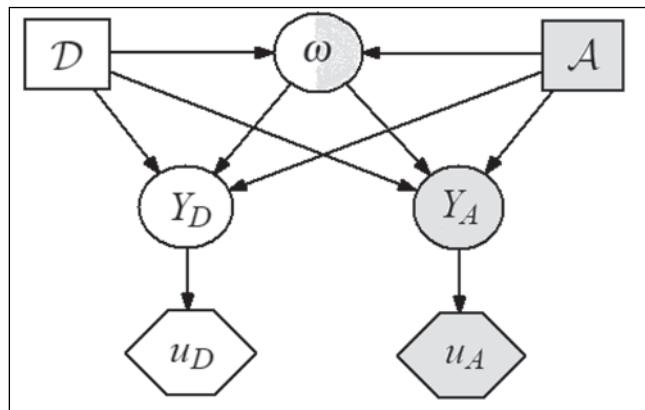
## 2. BASES CONCEPTUALES

Comenzamos describiendo algunas cuestiones relativas a las decisiones de grupo. Salvo que se indique lo contrario, supondremos que hay dos participantes en la escena, que podrían ser dos robots o un robot que interactúa con una persona.

### 2.1 Teoría de juegos no cooperativos

Comenzamos considerando una situación en la que hay dos competidores, que llamaremos Dafne y Apolo. Deben elegir simultáneamente sus decisiones, dependiendo las consecuencias que reciben de las decisiones que ambos toman. Un ejemplo podría ser el de un robot que juega con una persona a piedra-papel-tijera. La situación queda descrita en la Figura 1. Dafne escoge su alternativa del conjunto  $\mathcal{D}$  y Apolo, simultáneamente, la escoge del conjunto  $\mathcal{A}$ . Apolo y Dafne se enfrentan a consecuencias aleatorias que dependen de sus decisiones. Si suponemos que ambos decisores intentan maximizar su utilidad esperada, cuando Dafne implementa  $d$  y Apolo implementa  $a$ , Dafne obtiene una utilidad esperada de

$$\psi_D(d, a) = \int u_D(a, d, \omega) p_D(\omega | a, d) d\omega,$$



**Figura 1.** Esquema que representa la toma de decisiones simultánea.

donde  $u_D$  es su función de utilidad y  $p_D$  su distribución de probabilidad sobre la variable que describe la incertidumbre sobre las consecuencias, dadas las acciones  $a$  y  $d$ . Análogamente, la utilidad esperada de Apolo será

$$\psi_A(d, a) = \int u_A(a, d, \omega) p_A(\omega | a, d) d\omega$$

Suponiendo conocimiento común, véase por ejemplo Gibbons (1992), este problema puede describirse mediante la tabla

	$a$
$d$	$(\psi_D(d, a), \psi_A(d, a))$

Para resolver el problema podemos utilizar el concepto de equilibrio de Nash. Un par de estrategias  $(a^*, d^*)$  es un equilibrio de Nash si  $a^*$  es mejor respuesta frente a  $d^*$  y viceversa, es decir, Apolo no dispone de ninguna acción diferente de  $a^*$  que le suponga obtener mayor recompensa si Dafne realiza  $d^*$ , ocurriendo de forma análoga con la acción de Dafne respecto de la de Apolo. Algebráicamente, se tiene

$$\begin{aligned} \psi_D(d^*, a^*) &\geq \psi_D(d, a^*), \forall d \in \mathcal{D}, \\ \psi_A(d^*, a^*) &\geq \psi_A(d^*, a), \forall a \in \mathcal{A}. \end{aligned}$$

Frecuentemente, tendremos que calcular estrategias aleatorizadas para identificar los equilibrios de Nash, véase Gibbons (1992).

Los equilibrios de Nash se extienden al caso de decisiones secuenciales, bajo condiciones adecuadas. Además, existen distintos refinamientos y extensiones como los equilibrios de Bayes Nash. Todos ellos se extienden de forma casi inmediata al caso de más de dos agentes. Sin embargo, no son suficientes, en general, para discernir en el caso en que hay varios equilibrios de Nash.

### 2.2 Teoría de juegos cooperativos

En ocasiones, consideraremos escenarios en los que los miembros de la sociedad, en lugar de competir, cooperan en cierto sentido para obtener una mejor solución para el conjunto de la misma, tal vez encapsulando un concepto de justicia. La aproximación típica

en este caso es proponer una serie de axiomas de racionalidad individual y justicia o equidad para el grupo y deducir cuál es la solución del problema.

La primera propuesta en esta dirección se debe a Nash (1953), con su equilibrio cooperativo. Para ello, se requiere que los participantes acepten que ambos quieren maximizar su utilidad esperada, busquen soluciones no dominadas y acepten las propiedades de independencia frente a alternativas irrelevantes, simetría e independencia frente a cambios de escala. En tal caso, la sociedad, de nuevo compuesta por Dafne y Apolo, debería admitir como solución aquélla que resuelve el problema

$$\max_{a \in A, d \in D} (\psi_D(a, d) - e_D)(\psi_A(a, d) - e_A),$$

donde  $(e_D, e_A)$  sería la solución que recibirían las partes de no alcanzar un acuerdo, el denominado punto de desacuerdo. Una posibilidad sería utilizar el equilibrio de Nash no cooperativo como tal desacuerdo. Existen otras muchas propuestas que incluyen la de Kalai-Smorodinsky (1975) o la de incrementos equilibrados (Ríos y Ríos Insua, 2010). Thomson (1994) realiza una buena revisión de esta literatura.

Los distintos conceptos se extienden de forma casi inmediata al caso en el que hay más de dos agentes, siempre que no formen coaliciones que les puedan dar ventaja. Si éste no fuese el caso, debemos optar por otras aproximaciones basadas en conceptos como el núcleo del juego y valores como el de Shapley (1953).

Obsérvese que se nos plantea aquí un problema de diseño puesto que deberíamos escoger entre los distintos conceptos de solución cooperativa disponibles.

### 2.3 Comportamiento en juegos

La teoría de juegos aporta modelos que han tenido indudables éxitos en el tratamiento normativo del conflicto y la interacción en campos como la Economía, la Ciencia Política o la Biología, bajo condiciones de racionalidad perfecta y conocimiento común entre los jugadores, véase p.ej. Gibbons (1992).

Sin embargo, no siempre se dan tales condiciones en la práctica, sugiriendo la necesidad de probar en

experimentos las predicciones de la teoría de juegos, adoptando los métodos de la economía experimental y del análisis de decisiones conductual. Este es el principal objetivo de la teoría de juegos experimental o conductual, que intenta establecer cómo las personas y organizaciones reales actúan en situaciones estratégicas, típicamente caracterizadas por limitaciones en el pensamiento y aprendizaje, véase e.g. Camerer (2003).

Como ejemplo, Rogers et al. (2008) han combinado diferentes metodologías como la teoría de jerarquías cognitivas, que limita el pensamiento estratégico de los jugadores, y la teoría del equilibrio de respuesta cuántica, que supone que cada jugador puede cometer errores al calcular sus creencias. De este modo, explican mediante un modelo unificado por qué el comportamiento de los jugadores se aleja tanto del punto de equilibrio en algunas ocasiones y tan poco en otras.

De interés específico para nuestra discusión son las cuestiones relativas a emociones, toma de decisiones y comportamiento de grupo, que discutimos posteriormente y formarían parte de la emergente Neuroeconomía, véase Glimcher et al (2008).

### 2.4 Análisis de riesgos adversarios

En las aplicaciones que nos interesan de interacción entre robots y personas es discutible que se dén las condiciones de conocimiento común, salvo quizás en el caso de que existan sólo grupos homogéneos de robots. Como alternativa a la teoría de juegos no cooperativos, podemos emplear la aproximación del análisis de riesgos adversarios (ARA). En ARA adoptamos la perspectiva de apoyar a uno de los participantes, p.ej., Dafne. Para ello, necesitamos construir la distribución  $p_D(a)$ , que representa sus creencias sobre las decisiones implementadas por Apolo y resolverá después el problema de máxima utilidad esperada

$$\begin{aligned} \max_a \psi_D(d) &= \sum_a \psi_D(d, a) p_D(a) = \\ &\sum_a \left[ \int u_D(a, d, \omega) p_D(\omega | a, d) d\omega \right] p_D(a). \end{aligned} \quad (1)$$

Para construir  $p_D(a)$ , debemos tener en cuenta el comportamiento estratégico de nuestro adversario, tenién-

dose así una similitud con el pensamiento de nivel- $k$ , véase Stahl y Wilson (1994, 1995). Así, decimos que

- Un Dafne de nivel 0 actúa de forma aleatoria, según cierta distribución, no necesariamente uniforme.
- Un Dafne de nivel 1 escoge su alternativa de forma óptima, maximizando su utilidad esperada, pero supone que Apolo es de nivel 0, i.e. actúa aleatoriamente.
- Un Dafne de nivel 2 supone que se enfrenta a un Apolo de nivel 1, que piensa sobre lo que ella pretende hacer.
- Y así, sucesivamente.

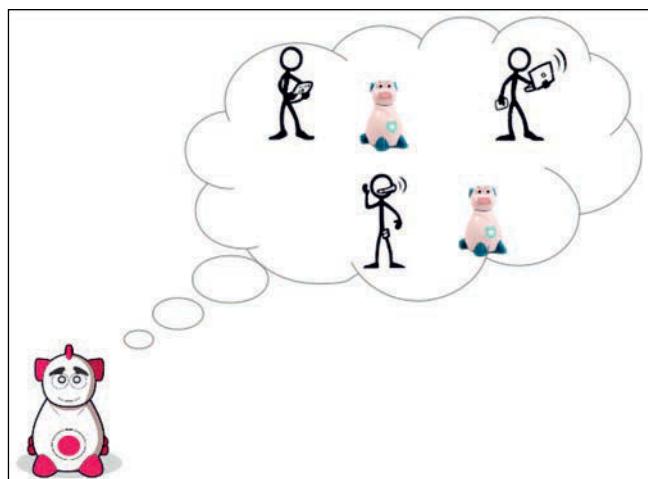
Se construye de esta manera una jerarquía de problemas de toma de decisiones hasta cuando no es posible pensar en un nivel superior, momento en el que se puede desplegar una distribución no informativa, véase Ríos Insua et al. (2009) para más detalles. En numerosos entornos experimentales, véase p.ej. Lee y Wolpert (2012), se ha comprobado que el número de niveles que se anticipa en nuestro pensamiento está entre 2 y 3, por lo que querremos pensar hasta niveles 3 y 4, respectivamente.

Las ideas se extienden al caso en que Dafne se enfrenta a más de un adversario.

### 3. ESCENARIOS PARA SOCIEDADES DE ROBOTS

Aquí nos referimos a las necesidades sociales de un agente robótico en su interacción con otros agentes, que pueden ser humanos o robóticos. Podemos de hecho situar al robot en diferentes escenarios que describimos a continuación, junto con algunas pinceladas sobre cómo modelizar y resolver la correspondiente situación.

En el primero de los escenarios, **Figura 2**, encontramos un agente que se enfrenta a varios adversarios, que pueden ser agentes o usuarios. Como ejemplo, suponemos que nuestro agente está apoyando a dos niños en sus tareas escolares diarias. El agente identifica con qué niño está interactuando, para así evaluar

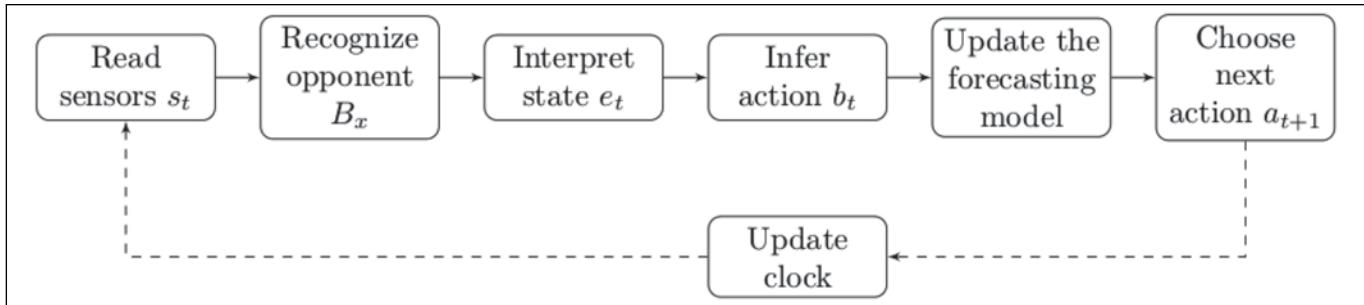


**Figura 2.** Un agente se enfrenta a varios adversarios.

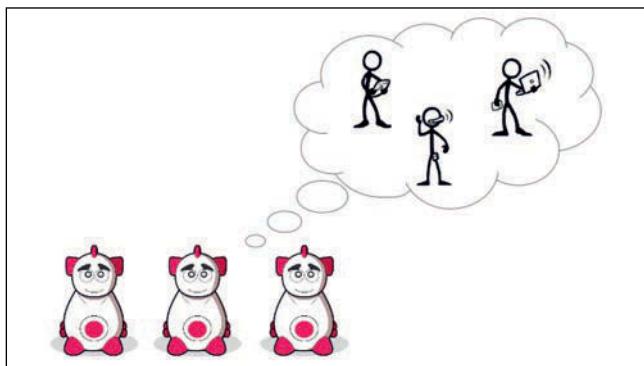
cómo está trabajando y asignarle las calificaciones y recomendaciones correspondientes.

Para dicho propósito, el agente ha de ser capaz de identificar el adversario al que se está enfrentando y usar un modelo de predicción del comportamiento del adversario identificado. Suponemos que el agente se enfrentará únicamente a un adversario en cada iteración del esquema descrito en la **Figura 3**, típico del ARA. En definitiva, utilizando un método de identificación de usuario, por ejemplo, basado en voz y/o visión, el agente tratará de adivinar quién es el usuario/agente con el que está tratando, y así adaptar su comportamiento como corresponda. Para la identificación del oponente pueden usarse diferentes algoritmos revisados en Zhao et al. (2003). La diferencia entre enfrentarse a otro agente o a un usuario estará en el conjunto de acciones disponibles a tener en cuenta en el correspondiente modelo de predicción. Una vez identificado el adversario, interpretado el estado e inferida la acción del adversario, actualizaremos el modelo de predicción (de respuesta del adversario y reacción del entorno) y escogería el agente su siguiente acción, maximizando la utilidad esperada predictiva, iniciándose una nueva etapa del proceso.

Describimos a continuación dos escenarios competitivos en los que los agentes interaccionan con uno o más usuarios. En el primer caso, varios agentes compiten entre ellos para ser seleccionados por los usuarios, como se ilustra en la **Figura 4**. Como ejemplo, podríamos considerar un caso en el que hay tres robots y dos niños en una misma escena. Los niños



**Figura 3.** Bucle del agente con reconocimiento del adversario.



**Figura 4.** Varios agentes compitiendo para satisfacer a varios usuarios.

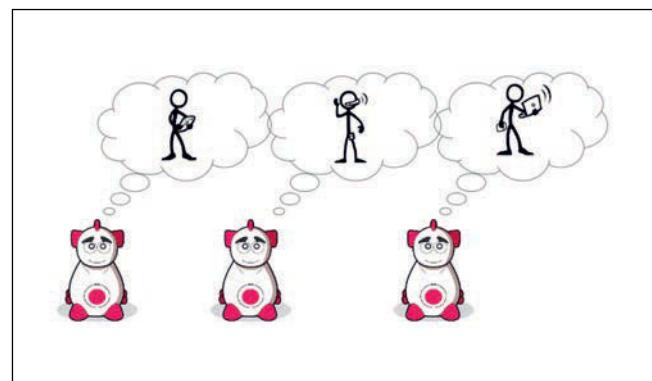
quieren jugar a cierto juego y necesitan un jugador más. Todos los agentes quieren jugar con los niños, puesto que, por ejemplo, el juego está entre sus principales objetivos vitales, pero sólo uno de ellos podrá hacerlo. Los agentes robóticos competirán para ser elegidos como tercer jugador, siendo más simpáticos o divertidos, según se requiera para ser seleccionado.

En el segundo caso, cada agente interacciona con su propio usuario formando un equipo. Cada tandem agente-usuario competirá contra los otros equipos. En este caso, el agente interacciona con su propio usuario, apoyándole en la toma de decisiones para competir contra los otros equipos, véase la **Figura 5**. Como ejemplo, consideremos el caso en el que hay tres equipos involucrados formados por parejas robot-niño. Cada uno de los equipos trabajará en las tareas escolares tratando de ser elegidos como favorito por el profesor y conseguir la mejor nota. Cada agente aconsejará a su propio usuario para tomar una u otra decisión, prediciendo qué harán los otros equipos.

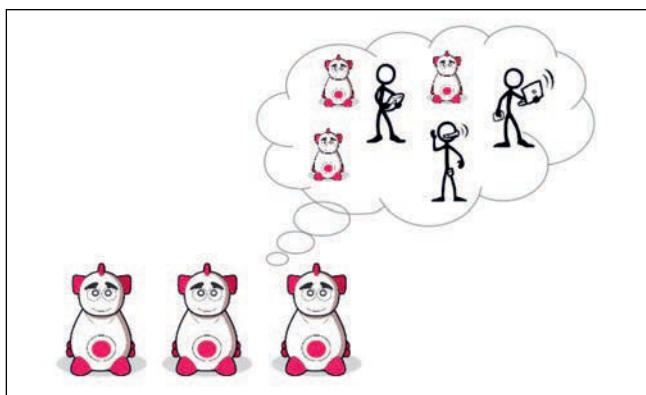
Ambos casos pueden resolverse mediante equilibrios de Nash o bajo el marco del ARA. En el primer

caso, es necesario que exista conocimiento común, entre agentes y usuarios. Además, debemos suponer que hay una tercera parte computerizada confiable (TPCC) que se encarga de gestionar los conflictos, calculando los equilibrios de Nash cuando se estime necesario. Esta tercera parte podría ser un ordenador externo o uno de los agentes robóticos que puede adoptar el rol de TPCC. Trabajando en el marco ARA, no necesitamos hacer las hipótesis anteriores, puesto que sólo aconsejamos a una de las partes, pero, por conveniencia, podemos permitir que los agentes se comuniquen.

En el último escenario, varios agentes desean comportarse de forma cooperativa hacia uno o más usuarios. Como ejemplo, podemos considerar tres agentes robóticos que quieren aconsejar a tres niños en sus tareas escolares. Los robots adoptan una actitud cooperativa, por lo que buscarán ayudar a los niños cooperando juntos para encontrar la mejor solución que satisfaga su objetivo común. Este modelo puede resolverse tanto con ARA, como con conceptos de juegos cooperativos, si se dan las condiciones adecuadas de comunicación entre agentes.



**Figura 5.** Equipos agente-usuario compitiendo entre ellos.



**Figura 6.** Sociedad de agentes cooperativos.

#### 4. EL IMPACTO DE LAS EMOCIONES EN LA TOMA DE DECISIONES DE GRUPO

Como indicamos en Ríos Insua et al (2012), las emociones no son sólo útiles para la toma de decisiones, sino que son parte integral de las mismas, de forma que un modelo realista debe tenerlas en cuenta. Aquí discutimos algunas cuestiones en relación con emociones y toma de decisiones por grupos.

Las emociones también están íntimamente presentes en la teoría de juegos, como se detalla en Camerer (2003). Probablemente, el ejemplo más claro es el juego del ultimátum, Guth et al (1982), que incluye dos fases. En la primera, uno de los participantes hace una oferta de reparto de una cantidad de dinero entre él mismo y el otro participante. En la segunda fase, el otro participante decide si acepta o rechaza la oferta. Si la rechaza, ninguna de las partes obtiene dinero; si la acepta, el dinero se reparte. Según el principio de máxima utilidad esperada, si empleamos la ganancia económica como objetivo único, el primer jugador debería ofrecer la menor cantidad posible y el segundo jugador debería aceptarla. Sin embargo, se suelen rechazar ofertas injustas que ofrecen menos del 20% del total. Por supuesto, si incluyésemos otros criterios en la decisión, podríamos resolver este dilema. Sanfey et al. (2003) encontraron que las propuestas de ofertas injustas incrementan la actividad cerebral en áreas relacionadas tanto con la cognición como con las emociones negativas, específicamente con el enfado y el disgusto.

El juego del dictador es una versión simplificada del juego del ultimátum en el que el primer jugador (el

dictador) tiene todo el poder y el segundo jugador (el receptor) no tiene la opción de rechazar la oferta. Incluso en este juego la proporción de cantidad dada al segundo jugador llega a ser del 28%. El juego de confianza es un caso opuesto al juego del ultimátum. De nuevo, es un juego con dos participantes: el jugador confiante puede ceder parte de una cantidad de dinero al segundo jugador, el confiado. Dicho dinero se multiplica y puede ser devuelto por el jugador confiado al confiante. Según la teoría de juegos, el primer jugador, no debería dar nada. Berg et al (1995) descubrieron que los jugadores confiantes envían, en media, más del 50 % del dinero. Concluyeron que la reciprocidad es un elemento básico en el comportamiento social de las personas. Engle-Warnick y Slonim (2004) mostraron que, en juegos repetidos, los jugadores más experimentados tienden a dar menos dinero cuando las relaciones entre ambos jugadores están definidas que cuando no lo están. Delgado et al (2005) estudiaron la actividad cerebral en los jugadores confiantes en relación a cómo perciben a los jugadores confiados (bueno, malo o neutral). Descubrieron que los jugadores confiantes realizan acciones más arriesgadas cuando se enfrentan a jugadores confiados considerados como buenos. Igualmente, encontraron que el aprendizaje de los jugadores en juegos repetidos es más eficiente cuando se enfrentan a individuos neutrales.

Refiriéndonos a casos de política, véase Marcus y Mackuen (1993), es bien conocido que los votantes pueden cambiar sus preferencias dependiendo de su estado de humor. Así, la ansiedad y el miedo promueven un aumento del interés por la argumentación política motivado por la búsqueda de soluciones a los problemas y la propia supervivencia. Ante la nueva información que va surgiendo en cada momento, los votantes tienden a desafiar a los candidatos. Por otro lado, el entusiasmo y la felicidad suelen motivar que los votantes sean más estables y conformistas y los vínculos emocionales con los candidatos de su partido habitual sean más fuertes.

Incluso las decisiones más serias pueden estar fuertemente influidas por las emociones. Como ejemplo, McDermott (2004) sugiere que parte de la motivación del presidente Bush para comenzar la guerra en Irak venía del deseo de venganza debido a un intento anterior de asesinato por Sadam Hussein hacia su padre.

## 5. UN MODELO

Describimos aquí brevemente un modelo para el comportamiento social y la toma de decisiones de un agente, partiendo del presentado en la **Figura 3** que se centraba en un agente sin necesidades sociales. El modelo adopta la perspectiva del análisis de riesgos adversarios y, por tanto, intenta maximizar su utilidad esperada. La utilidad del agente será multiatributo, con algunos atributos referidos al propio bienestar del agente y otros posiblemente referidos al bienestar social o al bienestar de usuarios específicos. Los atributos irán ponderados y sus ponderaciones podrán ir cambiando en función del estado emocional del agente. Cuanto más peso demos a los objetivos propios, el agente será más egoísta o menos cooperativo; cuanto más se lo demos a objetivos sociales, el agente será más altruista o cooperativo.

El estado emocional del agente puede definirse a partir de emociones básicas, p.ej. alegría, tristeza, esperanza o miedo. Para ellas debemos construir modelos que evolucionan con los resultados que reciben los agentes, véase, por ejemplo, Gratch y Marsella (2004).

A partir de las emociones básicas se construye el estado emocional que influye sobre el grado de competitividad o cooperatividad del agente. Típicamente, esperamos que cuando el estado emocional sea más positivo, el agente será más cooperativo. A la inversa, cuando el estado emocional sea más negativo, el agente será más competitivo.

El agente incluye un sistema sensorial, como se describe en Ríos Insua et al (2012), que le permite recoger información de su entorno, incluyendo las personas y agentes que están en el mismo, y las consecuencias de sus decisiones, a partir del cual deduce su estado emocional. Además, construye modelos de predicción de las decisiones de las personas y los agentes, en función de sus decisiones, y del entorno. En consecuencia, maximiza la utilidad esperada e implementa la acción óptima.

## 6. APLICACIONES

Concluimos mencionando algunas aplicaciones posibles de estos agentes sociales. La primera de ellas

sería como asistente educativo ayudando a niños en sus tareas diarias tanto en la escuela como en casa, facilitando la asimilación de conocimientos a través de ejercicios entretenidos y pudiendo facilitar el trabajo cooperativo de forma local o distribuida. En algunas escuelas se implementan ya de forma habitual esquemas de trabajo colaborativo que pueden replicarse en casa a través de Internet. Los agentes robóticos se añadirían a la escena para hacer la cooperación más amena y variada.

Otra posibilidad sería emplear los agentes como mascotas robóticas, que interaccionan emocionalmente con niños, especialmente en casos con algún tipo de variante cognitiva, como el autismo. Tal tipo de interacción emocional puede ser también relevante en tareas como asistente para personas de la tercera edad, recordándoles qué medicación tomar diariamente, como agenda para recordar eventos importantes, haciendo uso del sistema emocional y comportándose de forma cariñosa con ellos.

Finalmente, los agentes podrían emplearse como interfaces robóticos domésticos, que accionen diferentes mecanismos a través de las órdenes por voz del usuario, incluyendo recomendadores sobre opciones de ocio.

## 7. DISCUSIÓN

Hemos hecho una breve introducción a los aspectos de interacción social de la robótica personal que, probablemente, supondrá la nueva revolución en las TIC, como previamente lo han sido el PC, internet, los ordenadores portátiles o los teléfonos inteligentes. Tales aspectos sociales permitirían al agente robótico desempeñarse frente a personas y otros agentes. En esta interacción debe poderse comportar de forma competitiva o cooperativa, pudiendo evolucionar de una actitud a otra en función de sus necesidades, de las personas y agentes presentes y del entorno en que tiene lugar la interacción. Además, las emociones pueden tener impacto tanto en la toma de decisiones del agente como en sus aspectos sociales, y pueden hacer que mejoren los aspectos de interacción.

## AGRADECIMIENTOS

Trabajo apoyado por el proyecto INNPACTO HAUS. DRI agradece también el apoyo de los pro-

yectos RIESGOS del Ministerio de Economía y Competitividad y RIESGOS-CM de la Consejería de Educación de la Comunidad de Madrid.

## REFERENCIAS

1. Berg, J., Dickhaut, J. y McCabe, K. (1995), Trust, reciprocity, and social history, *Games and Economic Behavior* 10, 122-142
2. Breazeal, C., Hoffman, G. y Lockerd, A. (2004). Teaching and working with robots as a collaboration. In *Proceedings of the Third International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, 1030-1037.
3. Camerer, C. y Thaler, R. H. (1995), Ultimatums, dictators and manners, *Journal of Economic Perspectives* 9, 209-219.
4. Camerer, C. (2003) *Behavioral Game Theory: Experiments in Strategic Interaction*, Princeton University Press.
5. Delgado, M. R., Frank, R. H. y Phelps, E. A. (2005), Perceptions of moral character modulate the neural systems of reward during the trust game, *Nature Neuroscience* 8, 1611-1618.
6. El-Nasr, M.S., Yen, J. y Ioerger, T.R. (2000). Flame: Fuzzy logic adaptive model of emotions. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 3(3), 219-257.
7. Engle-Warnick, J. y Slonim, R. L. (2004), The evolution of strategies in a repeated trust game, *Journal of Economic Behavior and Organization* 55, 553-573.
8. Gerkey, B. y Mataric, M. (2004). A formal analysis and taxonomy of task allocation in multi-robot systems. *International Journal of Robotics Research*, 23, 939-954.
9. Gibbons, R. (1992) *Game Theory for Applied Economists*, Princeton University Press.
10. Glimcher, P., Camerer, C., Fehr, E. y Poldrack, R. (2008) *Neuroeconomics: Decision Making and the Brain*, Academic Press.
11. Gratch, J. y Marsella, S. (2004). A domain-independent framework for modeling emotion. *Journal of Cognitive Systems Research*, 5, 269-306.
12. Gth, W., Schmittberger,R. y Schwarze, B. (1982). An Experimental Analysis of Ultimatum Bargaining. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 3, 367388.
13. Kalai, E. y Smorodinsky, M. (1975). Other solutions to Nash bargaining problem. *Econometrica*, 43, 513-518.
14. Kirby, R., Forlizzi, J. y Simmons, R. (2010), Affective social robots, *Robotics and Autonomous Systems* 58, 322-332.
15. Lee, R. y Wolpert, D. (2012) Game Theoretic Modeling of Pilot Behavior during Mid-Air Encounters, en Karny, Guy, Wolpert (eds) *Decision Making with Imperfect Decision Makers*, Springer Verlag.
16. Marcus, G. E. y Mackuen, M. B. (1993), Anxiety, enthusiasm, and the vote: The emotional underpinnings of learning and involvement during presidential campaigns, *American Political Science Review* 87, 672-685.
17. McDermott, R. (2004), The feeling of rationality: The meaning of neuroscientific advances for political science, *Perspectives on Politics* 2, 691-706.
18. Nash, J. (1953). Two-person cooperative games. *Econometrica*, 21, 128-140.
19. Rogers, B., Palfrey, T. y Camerer, C.F. (2009). Heterogeneous quantal response equilibrium and cognitive hierarchies. *Journal of Economic Theory*, 144, 1440-1467.
20. Ríos Insua, D., J. Ríos y D. Banks (2009) Adversarial risk analysis, *Journal of the American Statistical Association*, 104, 841-854.
21. Ríos J. y Ríos Insua, D. (2010) Balanced increment and concession methods for negotiation support, *RACSAM*, 104, 41-56.
22. Ríos Insua, D., Ruggeri, F. y Wiper, M. (2012) *Bayesian Analysis of Stochastic Process Models*, Wiley.
23. Sanfey, A. G., Rilling, J. K., Aronson, J. A., Nystrom, L. E. y Cohen, J. D. (2003). The neural basis of economic decision-making in the ultimatum game, *Science* 300, 1755-1758.
24. Service, T. y Adams, J. (2011). Coalition formation for task allocation: theory and algorithms. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 22, 225-248.
25. Shapley, L. (1953). A value for n-person games. In Contributions to the Theory of Games, volume II, by H.W. Kuhn and A.W. Tucker, editors. *Annals of Mathematical Studies*, 28, 307-317.
26. Stahl, D.O. y Wilson, P.W. (1994). Experimental evidence on players' models of other players, *Economic Behaviour and Organization*, 25, 309-327
27. Stahl, D.O. y Wilson, P.W. (1995) On player's models of the players: Theory and experimental evidence, *Games and Economic Behavior*, 10, 218-254
28. Thomson, W. (1994). Cooperative models of bargaining. In Elsevier (eds.), *Handbook of Game Theory with Economic Applications*, 1237 - 1284
29. Zhang, X. y Lesser, V. (2007). Meta-level coordination for solving negotiation chains in semi-cooperative multi-agent systems. In *Proceedings of AAMAS*.
30. Zhao, W., Chellappa, R., Phillips, P.J. y Rosenfeld, A. (2003). Face recognition: A literature survey. *ACM Comput. Surv.*, 35, 399-458.