

La Física del comportamiento humano

Introducción

En las últimas décadas, la ciencia ha dado pasos de gigante a la hora de describir y entender los diferentes procesos bioquímicos que dan lugar a organismos tan complejos como el ser humano [1]. Con el desarrollo de la Biología Celular y Molecular y la Informática hoy en día somos capaces de manipular el genoma o identificar las causas de muchas enfermedades genéticas [2]. En este artículo, sin embargo, no discutiremos cómo la Física ha contribuido a estos campos, sino que nos centraremos en otro aspecto que tiene que ver con el ser humano: las leyes que rigen su comportamiento no como sistema aislado, sino cuando interactúa con sus semejantes. En particular, la Física ha desarrollado desde hace décadas numerosas técnicas para el estudio de sistemas de muchos cuerpos [3]. Es por tanto natural pensar que esas mismas técnicas puedan ser usadas para el estudio de sistemas sociales formados por muchos individuos, siguiendo el espíritu de la Física Estadística cuando estudia un gas formado por muchas moléculas que interactúan entre sí. La pregunta entonces es: ¿es posible desarrollar una teoría que describa el comportamiento humano y su comportamiento colectivo asociado? Tal y como argumentaremos en esta contribución, la respuesta es que, desde una perspectiva social, el comportamiento humano es un misterio que todavía tenemos que revelar.

Aunque parezca lo contrario, esta cuestión ha pasado a ser de interés para los físicos y otros científicos que tradicionalmente se han ocupado del estudio de las leyes naturales desde hace sólo unas pocas décadas [4]. Y es que la respuesta no es trivial por diversas razones. En primer lugar, tal y como argumentaremos en este artículo, no conocemos las leyes que describen el comportamiento humano. En segundo lugar, el ser humano es heterogéneo por naturaleza, o sea, no somos como las moléculas de un gas ideal. Esta heterogeneidad, si bien nos distingue a unos de los otros, también se diluye cuando alcanzamos acuerdos o consensos respecto a un determinado problema, por lo que podemos decir que tampoco somos seres rígidos en nuestras posiciones, o sea, el comportamiento colectivo de una parte del (o de todo el) sistema, resulta de la interacción entre sus componentes (individuos en este caso). ¿Cuándo se alcanza tal consenso? ¿De qué depende que se alcance? ¿Podemos anticipar el resultado de procesos

colectivos sociales, como la formación, el crecimiento y la estabilización de grandes movimientos sociales o la adopción de determinados productos u opiniones? Todas estas preguntas no tienen una respuesta clara en la actualidad.

Adicionalmente, aunque existen muchos modelos propios de la Física que se han aplicado al estudio de problemas de las ciencias sociales [4] (y de ahí el término sociofísica), muchas de las técnicas que tradicionalmente usamos para el estudio de sistemas naturales de muchos cuerpos fallan cuando se aplican a sistemas sociales. Un ejemplo son las teorías de campo medio, simplemente porque cada vez está más claro que el “individuo promedio” no existe [5]. A esto nos referiremos cuando estudiemos la estructura y dinámica de redes sociales *online*, donde mostraremos que existe un alto grado de heterogeneidad tanto en las características estructurales de la red que define la interacción entre individuos como en la dinámica de difusión de información a través de estas redes.

Finalmente, ya en las conclusiones, discutimos brevemente nuestro particular punto de vista sobre cuáles son los próximos retos y cómo éstos deberían ser abordados, insistiendo en el hecho de que creemos que a través del estudio de sistemas sociales de muchos individuos podemos aprender “nueva física”, especialmente, aquella relacionada con la caracterización de sistemas que están inherentemente fuera del equilibrio [6].

La cooperación en sociedades humanas

Una característica esencial de muchas especies biológicas es su capacidad de cooperar y, fruto de esa cooperación, construir comunidades; ejemplos de ello son el comportamiento gregario o las relaciones mutualistas. No obstante, en la mayoría de los entornos, la cooperación no se ve favorecida: un organismo al cooperar gasta unos recursos que puede necesitar para subsistir, mientras que el agente egoísta sale beneficiado arriesgando menos su supervivencia. Desde una perspectiva evolutiva, este argumento conlleva una progresiva disminución de los individuos cooperadores, para terminar con poblaciones formadas exclusivamente por individuos egoístas. Como respuesta a este interrogante evolutivo, ya planteado por Charles Darwin, se han ido postulando diferentes mecanismos promotores de la cooperación. Entre

ellos, el más reseñable es la *selección de parentesco*, introducida por R. A. Fisher y J. B. S. Haldane hace casi un siglo y formalizada por William Hamilton [7], que explica el sacrificio de individuos en beneficio de otros con los que comparten una alta proporción de genes altruistas.

En el caso del ser humano, la capacidad de cooperación es mucho mayor que en cualquier otra especie, lo que nos ha permitido construir comunidades a diferentes escalas y grados de complejidad. No obstante, la mayoría de estas comunidades se establecen entre individuos sin relación familiar, y los comportamientos cooperativos necesarios no pueden explicarse mediante la selección de parentesco, por lo que se han ido proponiendo diferentes alternativas en los últimos treinta años. Por un lado, la *reciprocidad directa*, propuesta por Robert Trivers [8], se basa en el beneficio que obtienen al cooperar dos personas cuando interaccionan entre ellas repetidas veces. Sin embargo, en muchas ocasiones los comportamientos cooperativos y altruistas surgen entre personas que probablemente no vuelvan a tener otro contacto, con lo que volvemos a carecer de una respuesta única para esta conducta. Según el mecanismo de *reciprocidad de red* propuesto por Robert Axelrod en 1983 [9] y formalizado posteriormente por Martin A. Nowak y Lord Robert M. May [10], cuando la población está dotada de una estructura de manera que cada individuo interacciona sólo en un entorno reducido, la cooperación puede verse favorecida por agrupaciones de elementos cooperadores que se ayuden mutuamente, consiguiendo una ventaja evolutiva frente a los egoístas. La metodología teórica que se ha usado con más frecuencia para analizar estas propuestas consiste en implementar en diferentes topologías de red [11] los procesos de toma de decisiones propios de la teoría evolutiva de juegos [12]. Este método ha resultado ser muy fructífero, mostrando cómo, para algunas dinámicas evolutivas, la estructura subyacente podría favorecer la cooperación a través de la reciprocidad de red.

Entre los diferentes modelos tomados de la teoría evolutiva de juegos para estudiar la dinámica de la cooperación, el *dilema del prisionero* se ha convertido en un paradigma, estando en el centro de la mayoría de los trabajos. Planteado originalmente en 1950 por Anatol Rapoport y Albert M. Chammah en un contexto geoestratégico [13], y formalizado posteriormente por Albert W. Tucker, el dilema del prisionero abstrae matemáticamente el problema de la cooperación sobre la base del beneficio mutuo que reporta cooperar frente al provecho individual que proporciona la acción egoísta. Formalmente se define como un juego simétrico de suma no nula para dos jugadores que disponen de dos posibles acciones: cooperar o no hacerlo. Los dos jugadores deben decidir su acción de manera síncrona, esto es, sin conocer

de antemano la acción de su adversario. Si ambos cooperan, cada uno de ellos recibe un beneficio $b-c$, donde c representa el coste inherente a la acción cooperativa. Por contra, si ninguno de los dos coopera, no obtienen beneficio alguno, pero tampoco les supone coste. Por último, si uno coopera y el otro no, este último obtiene un beneficio b , mientras que el cooperador paga un coste c ; esto es, obtiene un beneficio negativo. El dilema surge cuando un jugador debe decidir su acción puesto que, independientemente de la elección del oponente, su beneficio individual es mayor si no coopera, pero la ganancia total es mayor cuando ambos deciden cooperar.

En el estudio anteriormente mencionado, Martin A. Nowak y Robert M. May encontraron que, cuando los jugadores de una población se ubican en los nodos de una red cuadrada y juegan un dilema del prisionero con todos sus vecinos, imitando en el siguiente turno la acción del vecino con mayor beneficio, la cooperación se localiza en grupos de agentes cooperadores conectados entre sí, de manera que los vínculos les reportan altos beneficios y, por tanto, resistencia a la invasión: o sea, el mecanismo de reciprocidad de red garantiza la supervivencia de los cooperadores. El modelo propuesto por Nowak y May ha sido reproducido, tanto analíticamente como numéricamente, con múltiples variaciones. En 2005, Francisco C. Santos y Jorge M. Pacheco [14] implementaron el modelo en un tipo de redes que reproducen ciertas características de las relaciones sociales: las redes libres de escala. Estas redes, que no sólo se encuentran en el ámbito humano sino en muchos otros escenarios, se caracterizan por una distribución de la conectividad de acuerdo a una ley de potencias, de manera que, mientras que la mayoría de los nodos están conectados a pocos vecinos, unos pocos nodos —llamados centros o *hubs*— cuentan con muchos enlaces [11]. Pacheco y Santos encontraron que las redes libres de escala presentan un elevado nivel de cooperación incluso en condiciones relativamente hostiles, esto es, cuando las acciones cooperativas están penalizadas con un elevado coste. Posteriores estudios han ido mostrando como la topología de la red de contactos tiene una fuerte influencia en el nivel de cooperación.

Una pregunta inevitable es si los modelos anteriores se ajustan al comportamiento humano. El principal problema radica en su hipótesis inicial: la manera en la que las personas actualizan su acción, esto es, las estrategias. A falta de una base experimental, en los modelos teóricos hasta hace un lustro las estrategias de los agentes tomaban como referencia los beneficios. En 2012 se realizó un experimento a gran escala sobre dos grupos de 604 y 625 voluntarios conectados respectivamente en los nodos de una red cuadrada y otra heterogénea [15] (véase figura 1). El principal resultado de este experimento fue que no hay influencia alguna

de la red de contactos en el nivel de cooperación, lo cual a su vez abre nuevas vías de investigación en busca de mecanismos promotores de la cooperación entre personas, como el análisis de las redes dinámicas para modelar su capacidad auto-organizativa. Además, mostró que, cuando se trata de humanos, los supuestos teóricos que dieron lugar a la afirmación de que la reciprocidad de red podría explicar el alto nivel de cooperación en las sociedades humanas no se sostienen. Como dijo el gran físico Richard P. Feynman: “It doesn’t matter how beautiful your theory is, it doesn’t matter how smart you are. If it doesn’t agree with experiment, it’s wrong”, o sea, tenemos que empezar desde el principio.

Comportamiento colectivo en grandes sistemas sociales

El desarrollo de las nuevas tecnologías de la información y comunicación ha dado lugar a la aparición de numerosas plataformas *online*: Twitter, Facebook o Google+ son ejemplos de la aparición de nuevas formas de comunicación e interacción en nuestra sociedad. Con cerca de 1.310 millones de usuarios activos al mes en el caso de Facebook o más de 645 millones en el caso de Twitter [16], estas tecnologías han permitido apartar las limitaciones geográficas y culturales presentes en el pasado en favor de un vínculo más inmediato (en muchos casos no personal) entre individuos y un acceso sencillo y rápido a la información. Por este motivo, una parte cada vez más importante en las relaciones sociales se da a través de Internet. Junto con esta nueva forma de interacción social, las nuevas tecnologías ofrecen la valiosa posibilidad de acceder a un gran conjunto de datos de forma gratuita, que permiten el estudio de los sistemas sociales, tanto desde el punto de vista estructural —formación y evolución de redes de interacción, propiedades topológicas de los individuos dentro de su entorno más cercano, o propiedades globales del sistema— como desde el punto de vista dinámico —propagación de información o adopción de comportamientos determinados—. El gran interés y la disposición de la sociedad hacia estas nuevas formas de comunicación, y sobre todo su utilización de forma masiva para expresar ideas, sentimientos, para organizarse o llevar a cabo protestas, ha venido acompañado paralelamente de un gran interés científico por el estudio y adquisición de datos de estas plataformas. Como consecuencia un gran número de investigadores de diferentes disciplinas —Física, Sociología, Ingeniería Informática o Matemáticas— han centrado su atención no sólo en la adquisición y análisis de datos, sino también en el desarrollo de herramientas teóricas para modelar la inherente complejidad de estos sistemas.

El estudio de la dinámica de difusión en redes sociales tiene una larga tradición en Sociología [17].

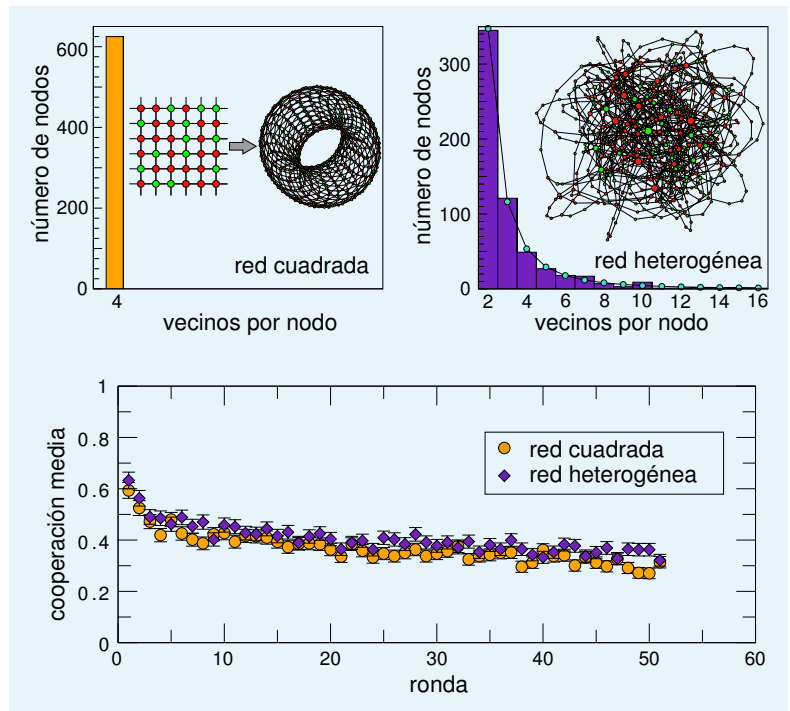


Fig. 1. La estructura de la red de contactos no influye en la cooperación humana. La gráfica inferior muestra la evolución de la cooperación observada en un reciente experimento [15] realizado sobre 1.229 personas. 625 voluntarios fueron ubicados en los nodos de una red cuadrada, en la que todos ellos tenían cuatro vecinos (gráfica superior izquierda); los 604 restantes se ubicaron en una red heterogénea en la que el número de vecinos variaba de un sujeto a otro (gráfica superior derecha).

La mayoría de los estudios se han desarrollado a partir del concepto de *exposición* a la información: se asume que un determinado comportamiento, estado o idea se transmite en la población debido a la existencia de potenciales *adopters* —individuos que acogen y difunden el comportamiento— que están expuestos previamente al comportamiento de otros individuos a través su red de contactos más próximos. En este sentido, el proceso de *contagio*, a diferencia del concepto de *influencia social*, es un proceso local, en el que no existe una exposición común de todos los individuos a una fuente *externa*, como pueden ser por ejemplo los medios de comunicación. Los distintos enfoques del problema del contagio, entre los que destacan los modelos *threshold* [18], modelos de propagación de epidemias [19] y modelos de difusión de rumores [20], se basan en un mecanismo común: un individuo en un estado inactivo decide adoptar un determinado comportamiento o idea en función del número de contactos activos que ya lo han adoptado previamente. Mientras que en dinámicas de epidemias y de rumores, la decisión de adoptar el comportamiento se lleva a cabo con una probabilidad p para cada contacto, en los modelos *threshold* dicha decisión depende de una proporción crítica de contactos que ya han adoptado dicho comportamiento, de manera que un determinado agente lo adoptará únicamente si su número de contactos *activos* es superior a cierto umbral. Por otro lado, las *redes* que describen dicha estructura de contactos sociales eran desconocidas, o poco significativas por su tamaño, carencia que fue suplida frecuentemente mediante información geográfica o perfiles de actividad de los individuos bajo estudio [21], junto con el planteamiento de modelos y sus simulaciones numéricas.

Gracias a la cantidad de datos empíricos disponibles actualmente, se ha podido dar un paso hacia delante en el estudio de propagación de información. Una cuestión de gran importancia en los procesos de difusión es el concepto de *influencia*. Éste ha sido estudiado y discutido en numerosos trabajos sin que se haya alcanzado un consenso en torno a su determinación cuantitativa. El objetivo es determinar si existe un conjunto de usuarios *privilegiados* capaces de producir grandes cascadas. Por ejemplo, se ha observado que altas conectividades (gran número de contactos) pueden ser una condición suficiente [22, 23], aunque no necesaria: gran conectividad es en numerosas situaciones sinónimo de éxito en la difusión de una idea, puesto que a mayor conectividad existe un número mayor de potenciales *adopters* expuestos a ella. Sin embargo, también se observa que estos individuos caracterizados por altas conectividades —denominados *hubs*— actúan con igual frecuencia como *cortafuegos* en el proceso de difusión [23]. Es decir, no participan activamente transmitiendo la información cuando ésta ha sido producida o iniciada por otro individuo. Junto con la existencia de *hubs*, se presume la existencia de otro tipo de individuos [22, 24, 25], irrelevantes en cuanto a alto número de conexiones, pero capaces de suplir esta carencia con otras características, quizás topológicas o quizás de otra naturaleza, que los hacen capaces de producir grandes avalanchas de información.

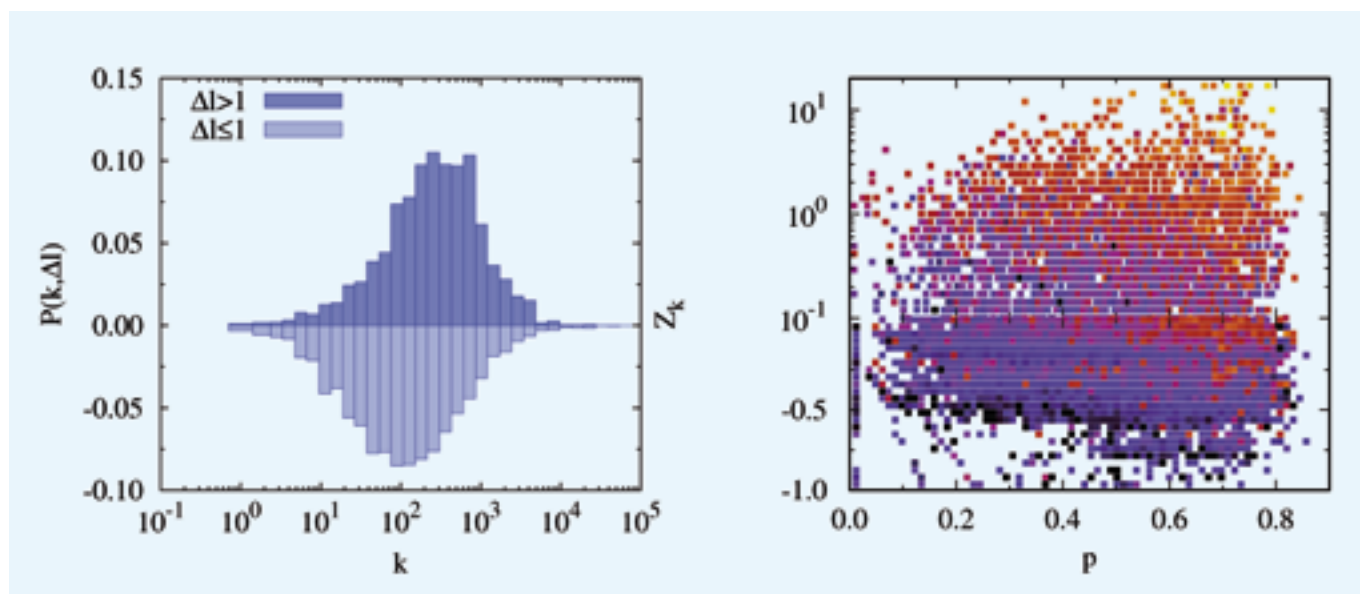
Éstos se conocen como *hidden influentials* o *influyentes ocultos*. Ocultos en términos de conectividad, influyentes en términos de *visibilidad* en la difusión. De hecho, las conectividades de estos usuarios se encuentran bastante por debajo de los niveles máximos alcanzados en la red. Una manera de cuantificar esta afirmación consiste en introducir un *factor multiplicativo*, r , definido para un usuario como el cociente entre el número de individuos alcanzados en tiempo t_2 dividido por el número de individuos alcanzados en t_1 , asumiendo

que el nodo en cuestión emitió su mensaje en t_0 . Si dicho factor es superior a la unidad, indica que el individuo ha sido capaz de ampliar de forma significativa el número de *oyentes* de su mensaje. Si, por el contrario, el factor multiplicativo es inferior a la unidad, la cascada se irá frenando progresivamente hasta extinguirse. El panel izquierdo de la figura 2 muestra cómo los individuos con factor multiplicativo superior a la unidad (azul oscuro) presentan en su mayoría conectividades entre 10^2 y 10^3 . Los agentes con factor menor o igual a la unidad se encuentran, sin embargo, en conectividades centradas en $k = 10^2$.

Por otro lado, se ha intentado determinar qué características poseen estos *influyentes ocultos* en términos de diferentes métricas. Por ejemplo, se ha observado que éstos ocupan posiciones destacadas desde la perspectiva modular de la red. Aplicando algoritmos de detección de comunidades y clasificando a los individuos de acuerdo a sus valores de conectividad estandarizada —conectividad respecto al resto de individuos en su comunidad— y participación —medida del grado en el que unen comunidades distintas— se ha observado que individuos con alta participación son capaces de producir grandes cascadas. El panel derecho de la figura 2 muestra este hecho: iniciadores con bajos valores de conectividad pero participación suficientemente alta (cuadrante inferior derecho) son capaces de involucrar a una fracción importante de individuos.

De todo lo anterior se deduce que hay una gran heterogeneidad tanto en las características de los usuarios como en su comportamiento. La identificación de aquellos que tienen un gran peso en la “viralidad” de la información que circula en la red es un problema abierto, de gran interés para las grandes compañías tecnológicas precisamente por su potencial práctico en casos como, por ejemplo, el diseño de campañas de marketing eficientes y económicas, o sea, el llamado marketing viral.

Fig. 2. Resultados del análisis del movimiento 15M. Panel izquierdo: distribución de grado de iniciadores en función de su factor multiplicativo. Panel derecho: tamaño de las cascadas producidas (en color, tonos claros similares al amarillo indican cascadas grandes, tonos oscuros cercanos al azul indican cascadas de pequeño tamaño) en función de la participación, p , del iniciador y su conectividad estandarizada, Z_k .



Conclusiones

Como hemos visto en los dos ejemplos que acabamos de discutir, la conclusión fundamental de todos estos estudios es que no conocemos todavía cuáles son las leyes básicas que rigen el comportamiento humano, ya sea en el mundo real como en el virtual (*online*). Además, creemos que hay una gran oportunidad en este campo para aplicar la metodología y el desarrollo conceptual de la Física. Por ejemplo, el estudio de fenómenos colectivos en sistemas sociales podría beneficiarse de conceptos tales como transiciones de fase, criticalidad, leyes de escala, o incluso, de la termodinámica (¿cuál es la temperatura de un sistema social?).

Además, los nuevos retos que plantean el estudio de sistemas en los que un gran número de individuos interactúan entre sí de manera dinámica, necesariamente tienen que ser abordados con el método científico que nos es muy conocido, esto es, observar el mundo que nos rodea, recopilar datos, y, en caso necesario, diseñar experimentos específicos. A través del análisis de estos datos, seguramente desarrollaremos nuevos conceptos y métodos que nos permitirán ensamblar las piezas del puzle. Más importante aún, a través de este ciclo de investigación, seguramente aprenderemos nueva Física, aquella que nos permita describir sistemas fuera del equilibrio que involucren toma de decisiones, o sea, agentes que pueden cambiar su estado de manera dinámica en dependencia de su propia decisión y del entorno que ellos observan.

Referencias

- [1] INTERNATIONAL HUMAN GENOME SEQUENCING CONSORTIUM, "Initial sequencing and analysis of the human genome", *Nature* **409**, 860-921 (2011).
- [2] Véase, por ejemplo, <http://www.genome.gov/10001204>.
- [3] W. VON DER LINDEN, "A quantum Monte Carlo approach to many-body physics", *Phys. Rep.* **220**, 53-162 (1992).
- [4] C. CASTELLANO, S. FORTUNATO y V. LORETO, "Statistical physics of social dynamics", *Rev. Mod. Phys.* **81**, 591 (2009).
- [5] D. J. WATTS, "Everything Is Obvious: How Common Sense Fails Us", Crown Business (June 26, 2012).
- [6] J. MARRO y R. DICKMAN, *Nonequilibrium Phase Transitions in Lattice Models* (Cambridge University Press, 2005).
- [7] W. D. HAMILTON, "The genetical evolution of Social Behaviour", *J. Theor. Biol.* **7**(1), 1-16 (1964).
- [8] R. L. TRIVERS, "The evolution of reciprocal altruism", *Q. Rev. Biol.* **46**, 35-57 (1971).
- [9] R. AXELROD, *The Evolution of Cooperation* (Basic Books, New York, 1984).
- [10] M. A. NOWAK y R. M. MAY, "Evolutionary games and spatial chaos", *Nature* **359**, 826-829 (1992).
- [11] S. BOCALETTI, V. LATORA, Y. MORENO, M. CHAVEZ y D. U. HWANG, "Complex networks: Structure and dynamics", *Physics Reports* **424**, 175-308 (2006).
- [12] G. SZABÓ y G. FÁTH, "Evolutionary games on graphs", *Phys Rep* **446**, 97-216 (2007).
- [13] A. RAPOPORT y A. M. CHAMMAH, *Prisoner's Dilemma* (University of Michigan Press, 1965).
- [14] F. C. SANTOS y J. M. PACHECO, "Scale-free networks provide a unifying framework for the emergence of cooperation", *Phys Rev Lett* **95**, 098104 (2005).
- [15] C. GRACIA-LÁZARO, G. FERRER A, RUIZ, A. TARANCÓN, J. A. CUESTA y A. SÁNCHEZ, "Heterogeneous networks do not promote cooperation when humans play a Prisoner's Dilemma", *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* **109** (32), 12922-12926 (2012).
- [16] <http://www.statisticbrain.com/facebook-statistics/>
- [17] E. M. ROGERES, *Diffusion of innovations* (Free Press, New York, NY, 2013).
- [18] D. WATTS, "A simple model of global cascades on random networks", *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* **99**(9), 5766-5771 (2002).
- [19] J. MURRAY, *Mathematical biology* (Springer-Verlag, Berlín, 1993).
- [20] D. J. DALEY y D. G. KENDALL, "Epidemics and rumours", *Nature* **204**, 1118 (1964).
- [21] M. BIGGS, "Strikes as Forest Fires: Chicago and Paris in the Late Nineteenth century 1", *Am. J. Sociol.* **110**(6), 1684-1714 (2005).
- [22] R. BAÑOS, J. BORGE-HOLTHOEFER e Y. MORENO, "The role of hidden influentials in the diffusion of online information cascades", *EPJ Data Science* **2**(6) (2013).
- [23] J. BORGE-HOLTHOEFER, A. RIVERO e Y. MORENO, "Locating privileged spreaders on an online social network", *Phys. Rev. E* **85**, 066123 (2012).
- [24] S. GONZALEZ-BAILON, J. BORGE-HOLTHOEFER e Y. MORENO, "Broadcasters and Hidden influentials in Online Protest Diffusion", *Am. Behav. Sci.* doi: 10.1177/0002764213479371 (2013).
- [25] S. GONZALEZ-BAILON, J. BORGE-HOLTHOEFER, A. RIVERO e Y. MORENO, "The Dynamics of Protest Recruitment through an Online Network", *Sci. Rep.* **1**, 197 (2011).

Raquel A. Baños, Carlos Gracia-Lázaro

Instituto de Biocomputación y Física de Sistemas Complejos (BIFI), Universidad de Zaragoza

Yamir Moreno

Instituto de Biocomputación y Física de Sistemas Complejos (BIFI), Universidad de Zaragoza, Complex Networks and Systems Lagrange Lab, Institute for Scientific Interchange, Turin,