

# Grupos moderados y tolerantes en la polarización política de las redes sociales

*Moderate and Tolerant Groups in the Political Polarisation of Social Networks*

José Ignacio García-Valdecasas

## Palabras clave

Análisis de redes

- Consenso
- Experimentos
- Polarización
- Redes sociales
- Simulación

## Resumen

Este artículo pretende investigar el tamaño mínimo que debe tener un grupo de individuos moderados y tolerantes para llevar a una red social altamente polarizada e intolerante al consenso político, así como analizar el posible efecto de diferentes propiedades estructurales de las redes (densidad y desigualdad en la distribución de vínculos), y de ciertas propiedades individuales (tolerancia y arraigo de las opiniones políticas) sobre dicho tamaño mínimo. Para ello, se combinan la simulación basada en agentes y el análisis de redes sociales con objeto de realizar experimentos virtuales con redes artificiales. Los resultados revelan la existencia de un tamaño mínimo crítico por debajo del cual el consenso político es prácticamente imposible, y ponen de manifiesto que dicho tamaño depende acusadamente de diversas propiedades estructurales e individuales.

## Key words

Network Analysis

- Consensus
- Experiments
- Polarisation
- Social Networks
- Modelling

## Abstract

This paper attempts to research the minimum size which a moderate and tolerant group of individuals should have in order to lead an extremely intolerant and polarised social network to achieve political consensus. It also analyses the potential effect of different structural properties of networks (density and inequality of link distribution), and certain individual properties (tolerance and entrenchment of political opinions) on that minimum size. To do so, it combines agent-based modelling and social network analysis in order to carry out virtual experiments with artificial networks. The results reveal the existence of a minimum, critical size under which political consensus is hardly ever achieved, as well as showing that such size depends heavily on various structural and individual properties.

## Cómo citar

García-Valdecasas, José Ignacio (2013). «Grupos moderados y tolerantes en la polarización política de las redes sociales». *Revista Española de Investigaciones Sociológicas*, 142: 25-44. (<http://dx.doi.org/10.5477/cis/reis.142.25>)

La versión en inglés de este artículo puede consultarse en <http://reis.cis.es> y <http://reis.metapres.com>

**José Ignacio García-Valdecasas:** Universidad de Granada | nachogvm@ugr.es

## INTRODUCCIÓN<sup>1</sup>

Diversas investigaciones cualitativas y cuantitativas pretenden describir y explicar la polarización que tiene lugar en ciertas sociedades (Abramowitz y Saunders, 2008; Baldassarri y Bearman, 2007; DiMaggio, Evans y Bryson, 1996; Fiorina y Abrams, 2008; Hunter, 1991; Montalvo y Reynal-Querol, 2005; Wuhtnow, 1989). Asimismo, se han realizado diferentes análisis acerca de cómo la estructura de las redes sociales por donde se difunden las opiniones puede afectar a la polarización (Amblard y Deffuant, 2004; Deffuant et al., 2000; Franks et al., 2008; Hegselman y Krause, 2002; Macy et al., 2003). Sin embargo, no se ha realizado, hasta el momento, ningún estudio sobre el efecto del tamaño de grupos moderados y tolerantes sobre el nivel de polarización política de una red social. Esta falta de investigaciones no se debe a la carencia de importancia de dicha cuestión, sino a la dificultad de obtener datos empíricos precisos sobre el tamaño de tales grupos moderados y tolerantes, así como de la estructura de las redes sociales por donde se transmiten las opiniones políticas. Para suplir este déficit de datos, este artículo combina la simulación basada en agentes (*Agent-Based Modelling*) (Axelrod, 1997a; Epstein, 2006; García-Valdecasas, 2011; Gilbert, 2008; Gilbert y Abbott, 2005; Gilbert y Troitzsch, 2005; González-Bailón, 2004; Macy y Flache, 2009; Macy y Miller, 2002) y el análisis de redes sociales (*Social Network Analysis*) (Boccaletti et al., 2006; Carrington et al., 2005; Hanneman y Riddle, 2005; Molina, 2001; Moody, 2009; Requena, 1989, 2003; Rodríguez, 1995; Wasserman y Faust, 1994) para realizar experimentos virtuales con redes artificiales con objeto de responder a las cuestiones

aquí planteadas. Esta combinación de métodos, simulación y análisis de redes no es completamente novedosa y ya ha sido utilizada con éxito en algunos trabajos recientes sobre cuestiones políticas (Fowler, 2005; Siegel, 2009). Este artículo, en particular, trata de dilucidar el tamaño mínimo que debe tener un grupo de individuos moderados y tolerantes para llevar a una red social altamente polarizada e intolerante al consenso político, así como analizar el posible efecto de ciertas propiedades estructurales de las redes (densidad y desigualdad en la distribución de vínculos), y de varias propiedades individuales (tolerancia y arraigo de las opiniones políticas) sobre dicho tamaño mínimo.

Las redes artificiales creadas en este trabajo de investigación por la simulación basada en agentes pretenden ser modelos de las redes reales; es decir, las primeras deben representar adecuadamente a las segundas. Para lograr esto, los mecanismos y las estructuras de interacción entre los agentes de las redes artificiales deben tener en cuenta los mecanismos y las estructuras de interacción entre los actores de las redes sociales reales. Dicho con otras palabras: tanto los mecanismos como las estructuras de interacción de las redes artificiales deben estar fundamentadas empíricamente o al menos estar apoyados teóricamente. Si esto es así, entonces las redes artificiales podrían ser capaces de generar en algún sentido la dinámica que se desea estudiar de las redes sociales reales; y si las redes artificiales son capaces de reproducir dicha dinámica, entonces se pueden realizar experimentos virtuales para examinar cómo responde tal dinámica a cambios en el comportamiento de los agentes y en las propiedades estructurales de las redes artificiales.

El artículo está organizado de la siguiente manera: en primer lugar, se revisa la literatura sobre algunos modelos utilizados para analizar la polarización. En segundo lugar, se presentan las redes artificiales creadas en este trabajo especificando tanto

<sup>1</sup> Me gustaría agradecer a Antonio Jaime-Castillo, Rufi Martínez Marco y a los tres evaluadores anónimos de la REIS los comentarios y las sugerencias hechas a versiones previas del artículo.

el mecanismo como la estructura de interacción entre los agentes. En tercer lugar, se investiga qué tamaño mínimo debe tener un grupo de agentes moderados y tolerantes para que pueda conducir a una red social profundamente dividida y altamente intolerante hacia el consenso político. En cuarto lugar, se examina cómo algunas propiedades estructurales de las redes sociales, como la densidad de red y la desigualdad en la distribución de vínculos, pueden afectar a dicho tamaño mínimo. Por último, se analiza cómo ciertas propiedades individuales, como el arraigo de las opiniones políticas y los niveles de tolerancia, pueden influir en tal tamaño mínimo.

## MODELOS DE POLARIZACIÓN

Muchos autores mantienen una noción intuitiva de polarización política como una distribución bimodal de opiniones políticas. Otros académicos consideran la bimodalidad como una condición necesaria, pero insuficiente para caracterizar una distribución dada como polarizada (véase Fiorina y Abrams, 2008: 566). Parece razonable pensar que una definición de polarización política debe tener en cuenta, además de la bimodalidad, el tamaño de los grupos que mantienen opiniones diferentes y el nivel de disparidad entre ellos.

En cualquier caso, se pueden encontrar en la literatura diferentes conceptos de polarización (DiMaggio, Evans y Bryson, 1996), cada uno de los cuales está asociado con una medida particular de polarización (Esteban y Ray, 1994). En este trabajo se utiliza como índice de polarización política ( $IP$ ) la varianza de la distribución de las opiniones políticas entre los individuos de una población:

$$IP = s^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (p_i - \mu)^2}{n}$$

donde  $n$  es el número de individuos,  $p_i$  es la opinión política del individuo  $i$ , y  $\mu$  es la media de la distribución de las opiniones políticas de todos los individuos. Las opiniones políticas pueden ser expresadas de manera binaria ( $p_i = 0$  o  $1$ ), discreta ( $p_i = 1, 2, 3, \dots, Q$ ) o continua ( $0 \leq p_i \leq 1$ ). Muchos modelos utilizan opiniones binarias, pero estos modelos no pueden distinguir entre opiniones moderadas y extremistas. Asimismo, los modelos con opiniones discretas y continuas suelen arrojar resultados parecidos, pero los primeros requieren menos memoria a la hora de codificarlos que los segundos. Por estas razones, el modelo aquí presentado parte de opiniones políticas discretas.

Desde una perspectiva cualitativa, los resultados de los experimentos virtuales pueden llevar a tres escenarios distintos: consenso político si solo queda una única opinión política ( $IP = 0$ ); polarización política cuando sobreviven dos opiniones; y, por último, fragmentación política si resultan más de dos opiniones.

Algunos modelos de polarización están basados en la difusión de las opiniones a través de la estructura de interacción (Amblard y Deffuant, 2004; Franks *et al.*, 2008): la polarización política depende de la velocidad de la difusión de las opiniones políticas, y dicha velocidad, a su vez, es función de la estructura topológica de la red (mundos pequeños, redes de libre escala, redes «asortativas», redes regulares, redes Erdős-Rényi, etc.). Sin embargo, se ha prestado menos atención a los mecanismos de interacción entre los individuos de una red. En la literatura podemos encontrar tres mecanismos básicos de interacción entre agentes, a saber: el modelo de los misioneros, el de los oportunistas y el de los negociadores. En estos modelos, cada agente  $i$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ ) posee una opinión política  $p_i$  sobre un tema particular.

Un presupuesto importante de los tres modelos citados es que los agentes no pue-

den interaccionar libremente. Si dos agentes no están unidos a través de un vínculo (familiares, amigos, compañeros, vecinos, conocidos, etc.), entonces dichos individuos no pueden interaccionar; por el contrario, si están unidos, la probabilidad de interacción dependerá de la distancia política entre ellos; y si interaccionan, entonces pueden influirse mutuamente, y, por tanto, pueden cambiar de opinión.

Otro parámetro fundamental en estos modelos es el umbral de tolerancia,  $\eta$ , que indica hasta qué grado los agentes pueden interaccionar con vecinos cuyas opiniones políticas sean diferentes. Los vecinos  $j$  de un agente  $i$  son aquellos agentes que están unidos a  $i$  a través de vínculos. Si la distancia política,  $d$ , entre dos vecinos ( $i, j$ ) es menor o igual que el umbral de tolerancia,  $d = |p_i - p_j| \leq \eta$ , entonces dichos vecinos interaccionan entre sí, y, por tanto, pueden influirse mutuamente y cambiar de opinión; de lo contrario, no interaccionan entre sí, y, por consiguiente, no pueden influirse mutuamente ni cambiar de opinión.

Diferentes interpretaciones se pueden realizar del umbral de tolerancia de los agentes desde un punto de vista sociológico (Baldassarri y Bearman, 2007). Por una parte, el umbral de tolerancia se podría interpretar como el grado de confianza de los agentes en las opiniones políticas de otros agentes con los que están conectados en la red; dicho grado de confianza dependería del nivel de cercanía que perciban con dichos agentes (Franks *et al.*, 2008). Por otro lado, a medida que crece la distancia política entre los agentes, aumenta la posibilidad de interferencias en la interacción entre ellos y, por tanto, se incrementa la probabilidad de que los agentes malinterpreten los mensajes recibidos de otros (Deffuant *et al.*, 2002).

En el modelo de los misioneros (Sznajd-Weron y Sznajd, 2000), los agentes convencen al resto de sus vecinos de sus opiniones (si el umbral de tolerancia permite la interac-

ción). Por ejemplo, un agente elegido al azar de la población tiene la opinión 2 ( $p_i = 2$ ) de 5 opiniones posibles ( $Q = 5$ ), siendo el umbral de tolerancia de todos los agentes la unidad ( $\eta = 1$ ). En este modelo, dicho agente persuade a sus vecinos de opiniones 1, 2 o 3 de adoptar la opinión 2, pero no logra interaccionar, y, por tanto, convencer a los vecinos que sostienen las opiniones 4 y 5.

La opinión de los agentes en el modelo de los oportunistas (Hegselman y Krause, 2002) es la media aritmética de las opiniones de sus vecinos —dentro del rango de tolerancia—. Siguiendo con el ejemplo anterior, si  $p_{i,t} = 4$  (la opinión del agente  $i$  en el tiempo  $t$ ),  $p_{i,t+1}$  (la opinión de dicho agente  $i$  en un tiempo posterior) será la media aritmética de las opiniones de todos sus vecinos excepto de aquellos cuyas opiniones están fuera del rango de tolerancia, es decir, de aquellos que mantienen las opiniones 1 y 2.

En el modelo de los negociadores (Deffuant *et al.*, 2002) se seleccionan en cada paso de tiempo dos agentes que sean vecinos. Si la distancia de sus opiniones es menor o igual que el nivel de tolerancia,  $d = |p_i - p_j| \leq \eta$ , las opiniones de dichos agentes se acercan sin tener que llegar a estar necesariamente de acuerdo. Las opiniones se mueven desde su valor inicial hasta otro valor redondeado,  $\mu |p_i - p_j|$ . Si  $\mu = 0$ , en un caso extremo, las opiniones se mantienen rígidamente. Sin embargo, si  $\mu = 1/2$ , se llega a una opinión intermedia compartida. Por ejemplo, para  $Q = 5$ ,  $\eta = 3$  y  $\mu = 0,3$ , si las opiniones de dos agentes  $i$  y  $j$  que interaccionan son  $p_{i,t} = 2$  y  $p_{j,t} = 5$ , entonces  $p_{i,t+1} = 3$  y  $p_{j,t+1} = 4$ .

Además de los modelos anteriores, que se centran sobre todo en los mecanismos de interacción entre los agentes, un modelo que ha tenido gran repercusión es el modelo de Axelrod (1997b) de convergencia local y polarización global. En dicho modelo, cada agente  $i$  posee un vector  $\vec{v}_i$  de  $F$  dimensiones, siendo cada dimensión una característica cultural distinta (por ejemplo, preferen-

cias políticas, ideas morales, creencias religiosas, lenguaje, gustos musicales, etc.). A su vez, cada característica cultural puede tomar un valor de un rango de  $Q$  valores posibles. Por tanto, el estado de un agente  $i$  es un vector de  $F$  características culturales ( $f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{iF}$ ), donde a cada  $f_{if}$  se le asigna un valor de un rango de números enteros comprendidos entre 0 y  $Q - 1$ . La dimensión  $F$  del vector  $\vec{f}_i$  representa la complejidad cultural de la población: cuanto mayor sea  $F$ , más grande es el número de características culturales que son atribuidas a cada agente. El número de valores que puede adoptar cada característica cultural,  $Q$ , representa la heterogeneidad cultural de la sociedad: cuanto mayor sea  $Q$ , más grande será el número de opciones que pueden adoptar las características culturales de cada agente. En este modelo, en primer lugar, se selecciona al azar un agente  $i$  de la población; y, después, se elige también al azar un agente  $j$  entre los vecinos de  $i$ . En segundo lugar, se calcula el solapamiento o la similaridad cultural entre  $i$  y  $j$ , es decir, el número de características culturales que poseen ambos agentes con los mismos valores, siendo la probabilidad de interacción entre tales agentes proporcional al solapamiento cultural. Si tiene lugar la interacción entre ambos agentes, entonces se selecciona al azar una característica cultural del agente  $i$  y su valor es adoptado por la misma característica del agente  $j$ . El modelo consigue explicar cómo es posible que coexistan a la vez la convergencia local y la polarización global.

## LAS REDES ARTIFICIALES

Los experimentos virtuales realizados en este trabajo utilizan redes artificiales (modelos basados en agentes) diseñadas por el entorno de programación NetLogo (Wilensky, 1999) y caracterizadas tanto por un mecanismo de interacción como por una estructura de interacción entre los agentes que componen dicha red.

El mecanismo de interacción entre los agentes de estas redes artificiales toma algunos elementos de los modelos de polarización anteriores como el umbral de tolerancia respecto a opiniones diferentes, pero desarrolla un nuevo elemento que no ha sido tenido en cuenta por dichos modelos previos, a saber, el arraigo de las propias opiniones políticas. El concepto de «umbral de tolerancia», relacionado con el término de homofilia (Lazarsfeld y Merton, 1954; McPherson *et al.*, 2001), indica hasta qué grado los individuos están dispuestos a dialogar con otros individuos cuyas opiniones son diferentes. Los individuos tolerantes pueden comunicarse con individuos alejados de sus posiciones políticas, mientras que no sucede lo mismo con los intolerantes. Por otra parte, el concepto de «arraigo de las opiniones», relacionado con la teoría del impacto social (Latané, 1981; Nowak *et al.*, 1990) y con el modelo de Baldassarri y Bearman (2007), indica la disposición de los individuos a cambiar de opinión. Los agentes pueden ser más o menos rígidos o flexibles a la hora de cambiar de opinión. Mientras que los agentes con opiniones más arraigadas son más reacios a cambiarlas, los que poseen opiniones menos arraigadas son más proclives a modificarlas.

También se asume que, cuando los agentes interaccionan entre sí, sus opiniones cambian desde sus valores iniciales hasta un valor compartido intermedio. Es decir, el presupuesto de partida del modelo es el consenso entre los agentes cuando estos interaccionan entre sí. Se trata de analizar cómo puede surgir la polarización política en una red a pesar de que los agentes tiendan al consenso en sus interacciones. Si el punto de partida fuera el disenso entre los agentes, entonces la pregunta por la polarización no sería tan relevante.

Un punto clave y novedoso desarrollado en este trabajo es el procedimiento seguido para el cálculo de dicha opinión común: cada agente experimenta un cambio inversamente

proporcional al arraigo de su opinión. Para cada par de agentes que interaccionan,  $i$  y  $j$ , la opinión política compartida por ambos en el tiempo  $t$  se calcula haciendo uso de una ecuación que recuerda a la ley de los momentos de fuerzas de la física newtoniana:

$$p_{i,t} = p_{j,t} = w_i p_{i,t-1} + w_j p_{j,t-1}$$

$p_{i,t}$ ,  $p_{j,t}$ ,  $p_{i,t-1}$  y  $p_{j,t-1}$  son las opiniones de los agentes  $i$  y  $j$  en el tiempo  $t$  y  $t-1$  respectivamente;  $w_i$  y  $w_j$  son los arraigos relativos de las opiniones políticas de los agentes  $i$  y  $j$ , que se definen como:

$$w_i = \lambda_i / (\lambda_i + \lambda_j)$$

$$w_j = \lambda_j / (\lambda_i + \lambda_j)$$

siendo  $\lambda_i$  y  $\lambda_j$  el arraigo de las opiniones políticas de los agentes  $i$  y  $j$  respectivamente. A modo de ejemplo, supongamos dos agentes,  $i$  y  $j$ , que interaccionan entre sí, cuyas preferencias políticas en un tiempo  $t-1$  son  $p_{i,t-1} = 8$  y  $p_{j,t-1} = 2$ , y cuyos arraigos políticos son  $\lambda_i = 6$  y  $\lambda_j = 3$ . Para calcular sus opiniones políticas en un tiempo posterior  $t$ , se puede plantear la siguiente ecuación:

$$p_{i,t} = p_{j,t} = 2/3 \cdot 8 + 1/3 \cdot 2 = 6$$

Así pues, el agente  $i$  pasa de una opinión política 8 a la 6; de la misma manera, el agente  $j$  pasa de una opinión 2 a la 6. La opinión del agente  $i$  ha cambiado menos que la del agente  $j$  porque el arraigo del primero es mayor que el del segundo.

Además del mecanismo de interacción, se debe especificar también la estructura de interacción entre los agentes de la red artificial. Se trata ahora de cómo representar la estructura de las redes de discusión política (González-Bailón *et al.*, 2010). El punto de partida es un conjunto de 100 redes aisladas entre sí, formadas cada una de ellas por un agente principal unido a varios agentes secundarios a través de vínculos fuertes. El tamaño de dichas redes está basado en los datos empíricos suministrados por La Due Lake y Huckfeldt (1998) sobre el número de personas con las que hablamos de cuestiones políticas. La tabla 1 muestra la distribu-

ción de los tamaños de dichas redes de discusión política.

Sin embargo, las redes artificiales necesitan una estructura global y no solo 100 redes aisladas entre sí (González-Bailón, 2006). Para ello, se distribuyen al azar dichas redes por un anillo (*torus*). Tanto los agentes principales como los secundarios están enlazados a  $\delta$  agentes cercanos a través de vínculos débiles, y posteriormente se sustituyen, con una probabilidad  $\beta$ , algunos vínculos débiles con los agentes cercanos por vínculos débiles con agentes situados en cualquier punto topológico del anillo. El parámetro  $\beta$  puede ser considerado como un índice de la globalización de los vínculos débiles de la red: si  $\beta = 0$ , todos los vínculos débiles son locales; pero si  $\beta = 1$ , todos pueden ser globales. Si  $0 < \beta < 1$ , se obtiene una estructura parecida a un mundo pequeño (Watts, 1999a, 1999b, 2003; Watts y Strogatz, 1998), característica estructural común a muchos tipos de redes sociales constituida por muchos *clusters* (los agentes principales unidos a sus agentes secundarios) enlazados entre sí por vínculos débiles. Dicha red artificial recoge, de esta forma, los dos rasgos más significativos de los mundos pequeños, a saber, la cohesión local (debido a los *clusters*) y la conexión global (a través de los vínculos débiles).

**TABLA 1.** Tamaño de las redes personales

Número de vínculos	Número de redes
0	9
1	17
2	15
3	19
4	18
5	22
Total	100

Fuente: Elaboración propia.

Se ha distinguido en estas redes artificiales entre vínculos fuertes y débiles (Burt, 2004, 2005; Granovetter, 1973, 1974). Las personas están normalmente unidas a tra-

vés de vínculos fuertes a un número pequeño de individuos —como la familia o los amigos— con los que mantienen un contacto estrecho y frecuente. Además, las personas están también enlazadas mediante vínculos débiles a una cifra enorme de individuos —conocidos, vecinos o colegas— con los que el contacto es más superficial y menos frecuente. Según Granovetter (1973: 1361), la fuerza de un enlace es una combinación lineal de la cantidad de tiempo, la intensidad emocional, la ayuda recíproca y la intimidad mutua que caracteriza dicho enlace. En estas redes artificiales se ha considerado que la interacción entre agentes unidos a través de vínculos fuertes es  $\alpha$  veces más frecuente que a través de vínculos débiles (siendo  $\alpha$  un número entero mayor que cero).

Las propiedades estructurales que se van a determinar en estas redes artificiales son la densidad de red y el índice de Gini de la distribución de vínculos. La primera propiedad, la densidad de red ( $D$ ), es una medida del grado de conectividad de la red, y puede definirse como el cociente entre el número de vínculos existentes y el número de vínculos posibles de la red (Diestel, 2000; Wasserman y Faust, 1994). Dicha medida está relacionada con el grado de asociacionismo (Putnam, 2000) y se calcula mediante la siguiente fórmula:

$$D = \frac{2m}{n(n-1)}$$

Siendo  $m$  el número total de vínculos de la red y  $n$  el número de agentes de dicha red.

La segunda propiedad, el índice de Gini de la distribución de vínculos ( $IG$ ), es una medida del grado de desigualdad en la distribución de vínculos entre los agentes de una red (Allison, 1978). Dicho índice está relacionado con la desigualdad social (Coleman, 1988; Lin, 2001) y se calcula utilizando la siguiente fórmula:

$$IG = \frac{\frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |I_i - I_j|}{2\mu}$$

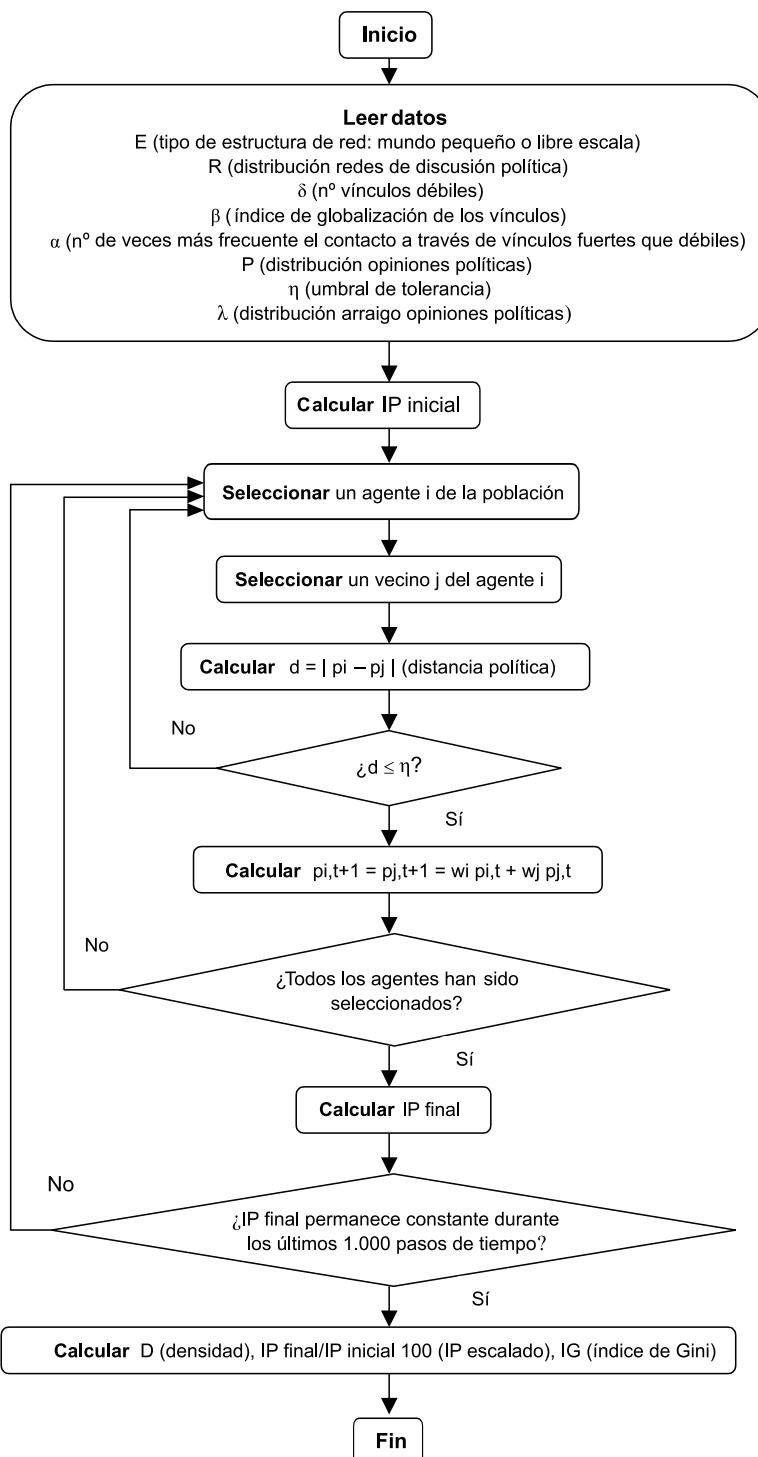
Donde  $\mu$  es la media de la distribución del número de vínculos de los agentes,  $n$  es el número total de agentes y  $I_i$  es el grado modal, es decir, el número de vínculos de cada agente  $i$ .

En resumen, las redes artificiales utilizadas en este trabajo están caracterizadas por 3 parámetros:  $\delta$ ,  $\beta$ ,  $\alpha$ . El parámetro  $\delta$  es el número de vínculos débiles entre los agentes, y está relacionado con la densidad de red  $D$ .  $\beta$  es la probabilidad de cambiar vínculos débiles con los vecinos cercanos por vínculos débiles con agentes situados más allá del vecindario; de esta forma se puede modificar la estructura de mundo pequeño de la red. Y, por último,  $\alpha$  es el número de veces que el contacto es más frecuente entre agentes unidos por vínculos fuertes que por débiles.

Cada agente (principal o secundario) de estas redes artificiales está caracterizado por cuatro parámetros: opinión política  $p_i$ , umbral de tolerancia  $\eta$ , arraigo de la opinión política  $\lambda_i$ , y el número de vínculos  $I_i$ . Los valores de estos cuatro parámetros son fijados antes de empezar cada experimento. El valor de la opinión política de cada agente,  $p_i$ , es un número entero que varía entre 0 y  $Q$  (normalmente  $Q = 10$ ) según una distribución determinada en cada experimento; el umbral de tolerancia,  $\eta$ , es el mismo para todos los agentes (como sugiere Deffuant *et al.*, 2002); el arraigo de las opiniones de los agentes,  $\lambda_i$ , se ajusta a una distribución de Poisson caracterizada por su media; y el número de vínculos de los agentes,  $I_i$ , viene determinado por  $\delta$  y por la distribución de los tamaños de las redes de los agentes principales.

La dinámica de las redes artificiales está definida por las siguientes reglas (figura 1):

- En cada paso de tiempo  $t$  se selecciona al azar un agente  $i$  de la población; des-

**FIGURA 1.** Algoritmo del modelo

pués, se escoge al azar un agente  $j$  entre los unidos al agente  $i$  con una probabilidad que depende del tipo de vínculo (fuerte o débil).

- b) Se calcula la distancia,  $d = |p_i - p_j|$ , entre las opiniones políticas entre ambos agentes. Si dicha distancia es menor o igual que el nivel de tolerancia,  $d \leq \eta$ , entonces dichos agentes interaccionan; de lo contrario, no interaccionan y se pasa de nuevo a la regla a.
- c) Si la interacción tiene lugar, ambos agentes cambian sus opiniones desde sus valores iniciales hasta un valor compartido e intermedio. El cálculo de la opinión común sigue el procedimiento descrito anteriormente de acuerdo con la ecuación:  $p_{i,t} = p_{j,t} = w_i p_{i,t-1} + w_j p_{j,t-1}$ .

## EXPERIMENTOS VIRTUALES

En los experimentos virtuales realizados con redes artificiales se pretende analizar qué tamaño mínimo debe tener un grupo de agentes moderados y tolerantes para que pueda llevar a una red social intensamente polarizada y altamente intolerante hacia el acuerdo político. Asimismo se examina el impacto de algunas propiedades estructurales de las redes sociales como la densidad de red y la desigualdad en la distribución de vínculos en

dicho tamaño mínimo. También se investiga el efecto de ciertas propiedades de los agentes como el arraigo de las opiniones políticas y los niveles de tolerancia en tal tamaño mínimo. Por último, el espacio paramétrico de cada experimento se ha especificado debajo del título del gráfico correspondiente.

### 1) Impacto del tamaño sobre la polarización

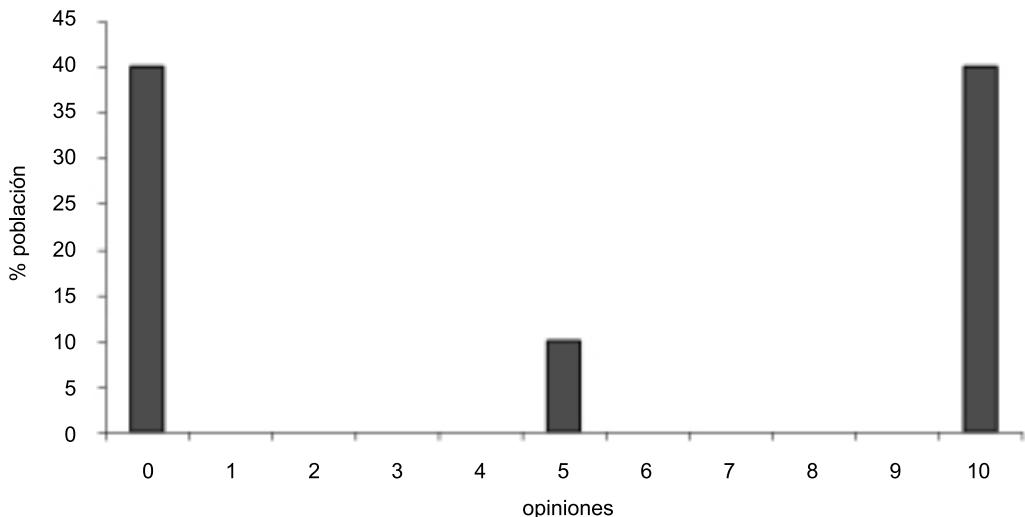
El punto de partida de la primera tanda de experimentos virtuales es una red artificial altamente polarizada e intolerante, esto es, una red con dos poblaciones mayoritarias muy separadas políticamente (con opiniones extremas 0 y 10), y cuyo umbral de tolerancia es lo suficientemente bajo ( $\eta = 50\%$  de la distancia máxima entre las opiniones políticas) para que los agentes extremistas no puedan dialogar entre sí:  $d = |10 - 0| = 10 > \eta = 5$ . Se pretende conocer el tamaño mínimo que debe tener un grupo moderado y tolerante para que finalmente se alcance el consenso en toda la red ( $IP = 0$ ). Un grupo moderado es aquel que está constituido por agentes moderados, es decir, por agentes cuyas opiniones políticas están en el centro o inmediatamente al lado del centro del espectro de opiniones políticas. Los agentes del grupo moderado (con opiniones intermedias 5) son capaces de dialogar con los agentes extremistas puesto que:  $d = |10 - 5| = 5 \leq \eta = 5$ . En dichos experimentos el porcentaje de po-

**TABLA 2.** Efecto de la población moderada sobre el índice de polarización

% población (opinión 0)	% población (opinión 10)	% población (opinión 5)	IP %
50	50	0	100
48	48	4	104
46	46	8	108
44	44	12	112
42	42	16	94
40	40	20	98
38	38	24	0
36	36	28	0
34	34	32	0

Fuente: Elaboración propia.

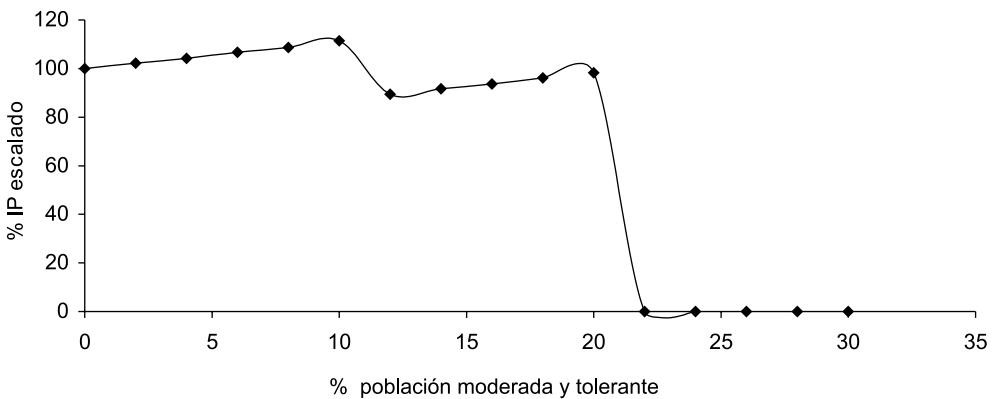
**GRÁFICO 1.** Poblaciones extremas: opinión 0 (40%); opinión 10 (40%). Población moderada: opinión 5 (20%)



Fuente: Elaboración propia.

**GRÁFICO 2.** Efecto de la población moderada y tolerante sobre el índice de polarización

(Estructura de red: mundo pequeño; 100 redes de discusión política;  
 $\alpha = 4$ ;  $\beta = 0,2$ ;  $\delta = 10$ ;  $\eta = 50\%$ ;  $\lambda_{\text{media}} = 50\%$ )



Fuente: Elaboración propia.

blación moderada y tolerante va creciendo desde 0% hasta 32% (tabla 2). Para ilustrar lo anterior, podemos observar el gráfico 1, donde el 40% de la población sostiene la opinión 0, el 20% la opinión 5 y el 40% res-

tante la opinión 10. El número de simulaciones fue de 100 para cada distribución de la población.

Al ejecutar el programa que genera la dinámica de las redes artificiales se obtienen

diferentes resultados. En el gráfico 2 se muestra el efecto del tamaño de la población moderada y tolerante sobre la polarización política de la red artificial. En el eje de ordenadas se tiene un número escalado: ( $IP$  final /  $IP$  inicial) · 100, y en el eje de abscisas el tanto por ciento de población moderada y tolerante respecto a la población total. El  $IP$  inicial es el  $IP$  antes de la interacción entre los agentes de la red, y el  $IP$  final es el  $IP$  después de suficientes interacciones entre los agentes. Como se observa en dicho gráfico, tiene lugar una espectacular transición de fase para  $x = 22\%$ ; es decir, hace falta una masa mínima crítica del 22% de agentes moderados y tolerantes para que se alcance el consenso político en la red. Por debajo de ese umbral normalmente no se alcanza el consenso, mientras que por encima generalmente se logra.

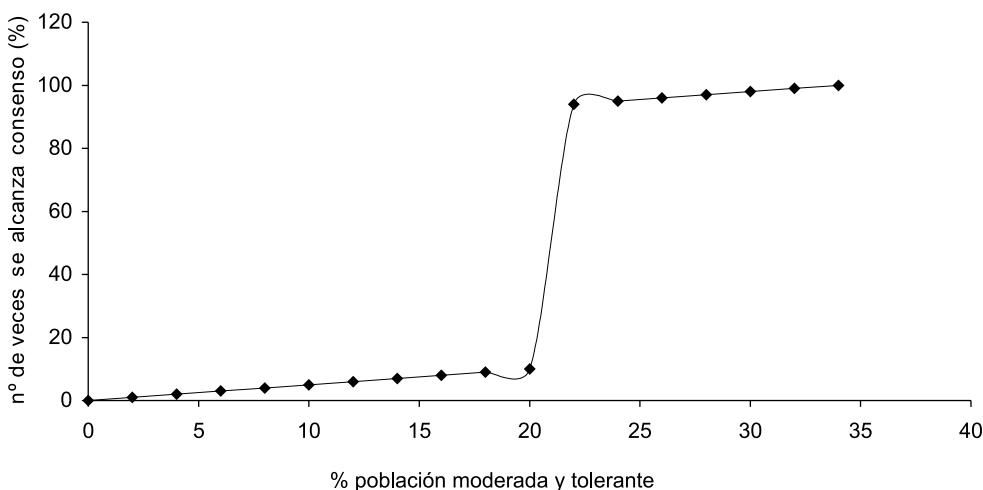
El gráfico 3 muestra los resultados cuando se repiten los experimentos 100 veces para cada porcentaje de población modera-

da y tolerante. Como se observa en dicho gráfico, para un tamaño menor del 22% raramente se alcanza el consenso, mientras que para una masa igual o mayor prácticamente siempre se logra el acuerdo. De nuevo se puede observar una transición de fase para  $x = 22\%$ .

Algunos ejemplos de la historia reciente de España pueden ser ilustrativos: el reducido tamaño de una población moderada y tolerante en la España polarizada y dividida de los años treinta fue incapaz de impedir la Guerra Civil española; sin embargo, el aumento del tamaño de dicha masa moderada y tolerante facilitó la transición a la democracia en la España de los años setenta (Pérez-Díaz, 2003). La importancia de las clases medias para la búsqueda de acuerdos políticos y para el establecimiento de la democracia, ya subrayada por Aristóteles hace veinticinco siglos, parece ser en este sentido plenamente confirmada por el modelo aquí presentado.

**GRÁFICO 3.** Efecto del porcentaje de población moderada y tolerante sobre el número de veces que se alcanza el consenso

(Estructura de red: mundo pequeño; 100 redes de discusión política;  
 $\alpha = 4$ ;  $\beta = 0,2$ ;  $\delta = 10$ ;  $\eta = 50\%$ ;  $\lambda_{\text{media}} = 50\%$ )



Fuente: Elaboración propia.

2) *Impacto de propiedades estructurales en el tamaño*

En la segunda tanda de experimentos se trata de analizar cómo la densidad de red y el índice de Gini de la desigualdad de distribución de vínculos afectan al tamaño mínimo y crítico que debe tener un grupo moderado y tolerante para llevar al consenso político a una red altamente polarizada e intolerante.

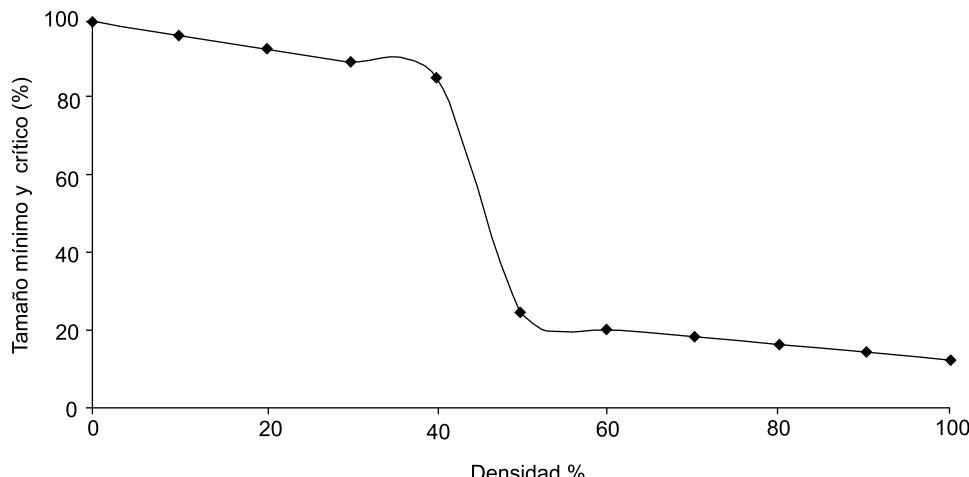
2.1) Densidad de red

Se puede observar en el gráfico 4 que redes con bajos niveles de densidad necesitan que casi toda la población sea moderada y tolerante para alcanzar el consenso político; por el contrario, redes con altos niveles de densidad requieren que los tamaños de los grupos moderados y tolerantes sean bastante menores. Para la densidad máxima (100%), es decir, cuando todos los agentes están conectados entre sí, se necesita un tamaño mínimo y crítico del 11% para obtener el acuerdo político.

Por tanto, todos los procesos sociales que supongan un incremento en la densidad de red pueden reducir el tamaño mínimo y crítico de los grupos moderados y tolerantes necesario para lograr acuerdos políticos. Dos de estos procesos sociales son el asociacionismo y el uso de internet. En el primer caso, la participación de los individuos en asociaciones (sindicatos, iglesias, clubes deportivos, ONGs y otras similares) implica un crecimiento en el número de vínculos entre los ciudadanos, y, por consiguiente, un aumento de la densidad de red (Putnam, 2000). En el segundo caso, la participación de las personas en las redes sociales virtuales (Facebook, Twitter, entre otras muchas) supone un incremento en el número de lazos entre los individuos, y, por tanto, un aumento también de la densidad de red (Lin, 2001: 237). Ahora bien, si se desea fomentar el asociacionismo y las redes sociales virtuales, se necesita reducir los costes en la creación o en el mantenimiento de los vínculos, puesto que dichos vínculos requieren tiempo y es-

**GRÁFICO 4.** Efecto de la densidad de red sobre el tamaño mínimo y crítico de una población moderada y tolerante

(Estructura de red: mundo pequeño; 100 redes de discusión política;  
 $\alpha = 4$ ;  $\beta = 0,2$ ;  $\eta = 50\%$ ;  $\lambda_{\text{media}} = 50\%$ )



Fuente: Elaboración propia.

fuerzo. Así pues, todo factor que reduzca dichos costes puede llevar a un incremento de la densidad de red, y, por tanto, a una reducción en el tamaño mínimo y crítico de grupos moderados y tolerantes que se requiere para lograr acuerdos políticos.

## 2.2) Índice de Gini

En este caso, para realizar los experimentos virtuales se necesita que la estructura de las redes artificiales esté caracterizada por una distribución de vínculos que siga una ley de potencia (*power-law*),  $p(k) = Ck^{-\gamma}$ , donde unos pocos agentes (llamados *hubs*) tengan muchos vínculos, pero la inmensa mayoría posean pocos (redes de libre escala) (Barabási, 2002; Barabási y Albert, 1999; Barabási y Bonabeau, 2003). La probabilidad de que un agente de la red elegido al azar,  $p(k)$ , esté conectado con  $k$  agentes a través de vínculos es proporcional a  $k^{-\gamma}$ , donde  $\gamma$  es el exponente de la potencia (en la mayoría de las redes se cumple que  $2 < \gamma < 3$ ), siendo  $C$  una constante de proporcionalidad, asociada a la normalización. Se van a utilizar diferentes redes artificiales regidas por distintas leyes de

potencia caracterizadas cada una de ellas por un  $\gamma$ . A modo de ejemplo, en la tabla 3 y en el gráfico 5 se puede observar una de las leyes de potencia utilizadas en los experimentos.

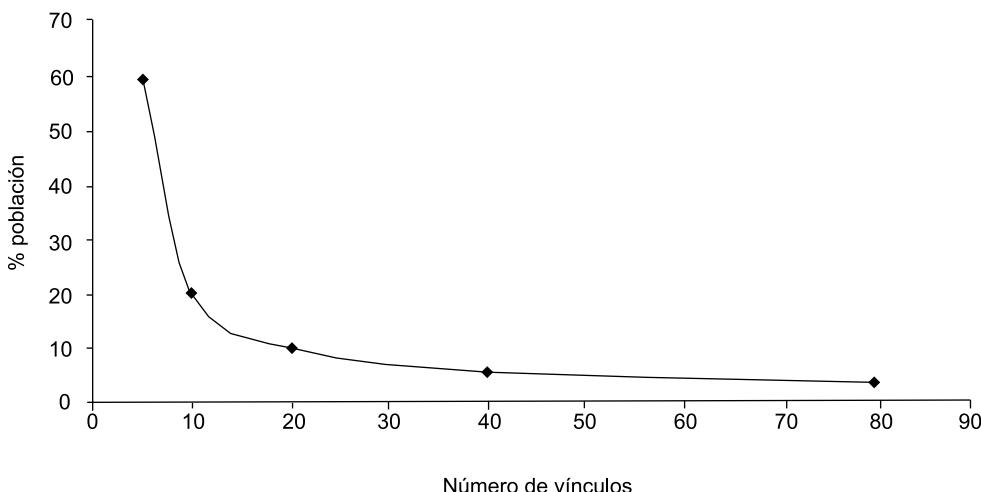
**TABLA 3.** *Distribución power-law de los vínculos de una red*

Número de vínculos débiles	% de la población
5	60
10	20
20	10
40	6
80	4

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados de los experimentos se muestran en el gráfico 6. A medida que crece la desigualdad en la distribución de vínculos, aumenta —al menos en el rango considerado— el tamaño mínimo y crítico que debe tener un grupo moderado y tolerante para lograr el consenso en la red. Mientras que redes menos desigualitarias

**GRÁFICO 5.** *Distribución power-law de los vínculos de una red*



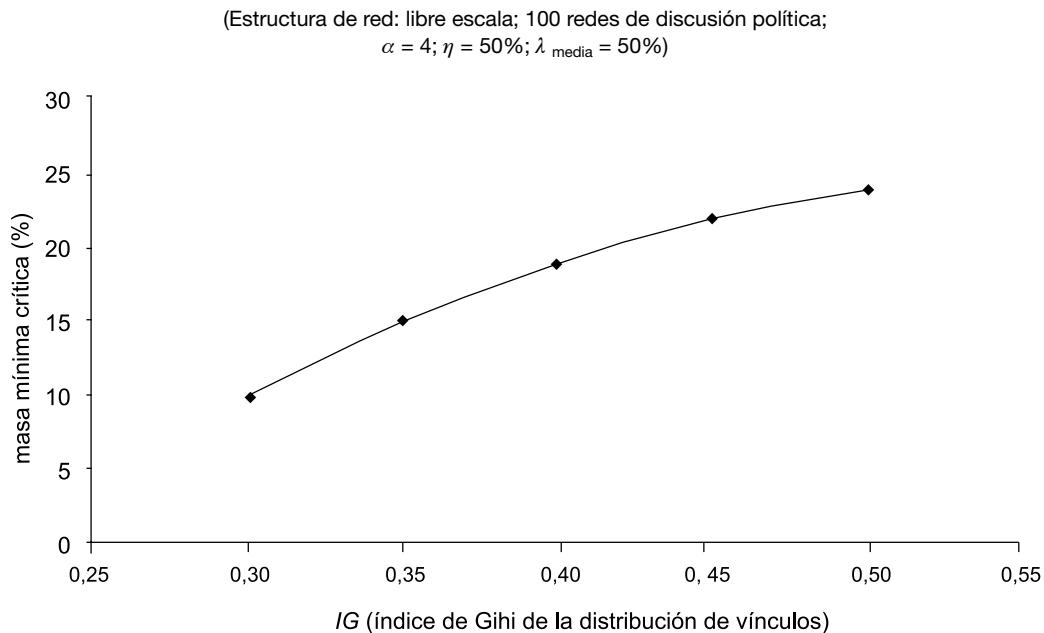
Fuente: Elaboración propia.

en la distribución de vínculos (con  $IG$  más bajos) necesitan un tamaño menor de población moderada y tolerante, redes más desigualitarias (con  $IG$  más altos) requieren un tamaño mayor. Un aumento en la desigualdad en la distribución de vínculos implica, por tanto, más dificultad para lograr el consenso en redes muy polarizadas y divididas.

Se puede encontrar un ejemplo empírico que apoye este modelo en el conflicto político entre los unionistas (protestantes) y los nacionalistas (católicos) en Irlanda del Norte, una sociedad profundamente dividida y enfrentada desde hace siglos. Desde el estallido del último conflicto violento en los años sesenta hasta los años ochenta, el aumento de las desigualdades sociales en Irlanda del Norte fue paralelo al creciente conflicto político entre ambas comunidades. Sin embargo, a partir de los ochenta,

tanto las desigualdades sociales como la intensidad del conflicto político disminuyeron progresivamente. Así pues, parece existir una correlación positiva entre las desigualdades sociales y el conflicto político en Irlanda del Norte (Breen, 2000; Stewart *et al.*, 2005). Esta correlación empírica apoya plenamente los resultados de estos experimentos virtuales: a medida que aumenta la desigualdad social, y, por tanto, como defienden Coleman (1988) y Lin (2001), la desigualdad en la distribución de vínculos, se incrementa el tamaño mínimo que deben tener los sectores moderados y tolerantes para llevar a una red muy polarizada e intolerante al consenso político, como sugieren los resultados de los experimentos, y, por consiguiente, más difícil puede ser evitar la polarización política ligada al conflicto político. De hecho, las políticas más efectivas para terminar con el conflicto

**GRÁFICO 6.** Efecto del Índice de Gini de la distribución de vínculos sobre el tamaño mínimo crítico para alcanzar consenso



Fuente: Elaboración propia.

político en Irlanda del Norte han sido la reducción de las desigualdades sociales (Stewart, 2002; Ruane y Todd, 1996).

### 3) Impacto de propiedades de los agentes en el tamaño

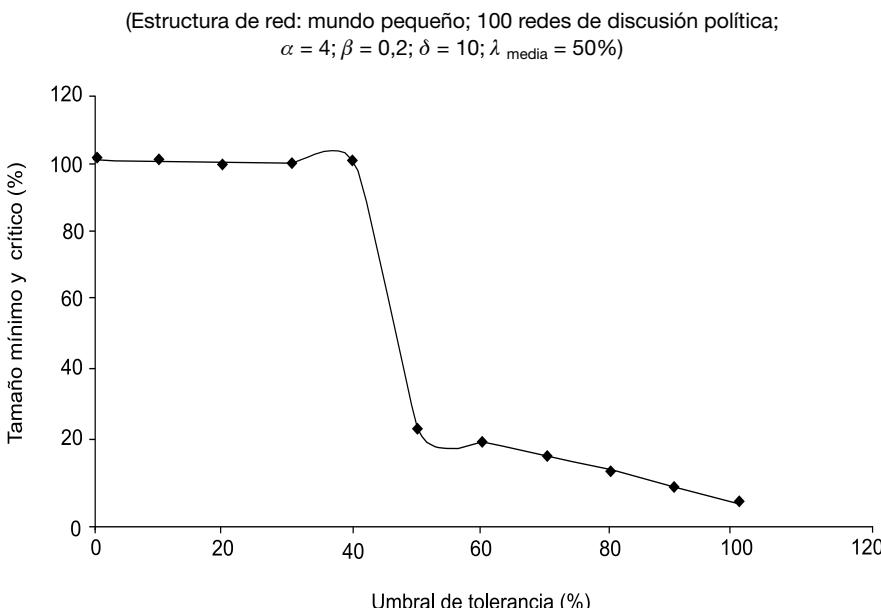
Este conjunto de experimentos pretenden analizar cómo el umbral de tolerancia y el arraigo de las opiniones políticas influyen en el tamaño mínimo y crítico que debe tener un grupo moderado y tolerante para llevar al consenso político a una red altamente polarizada e intolerante.

#### 3.1) El umbral de tolerancia

Existen suficientes evidencias teóricas (Deffuant *et al.*, 2002) que sugieren que cuanto mayor sea el umbral de tolerancia entre los individuos, menor será el nivel de polarización en la sociedad. Los experimentos virtuales aquí realizados apuntan en la misma dirección. Como se puede observar en el gráfico 7, la tolerancia

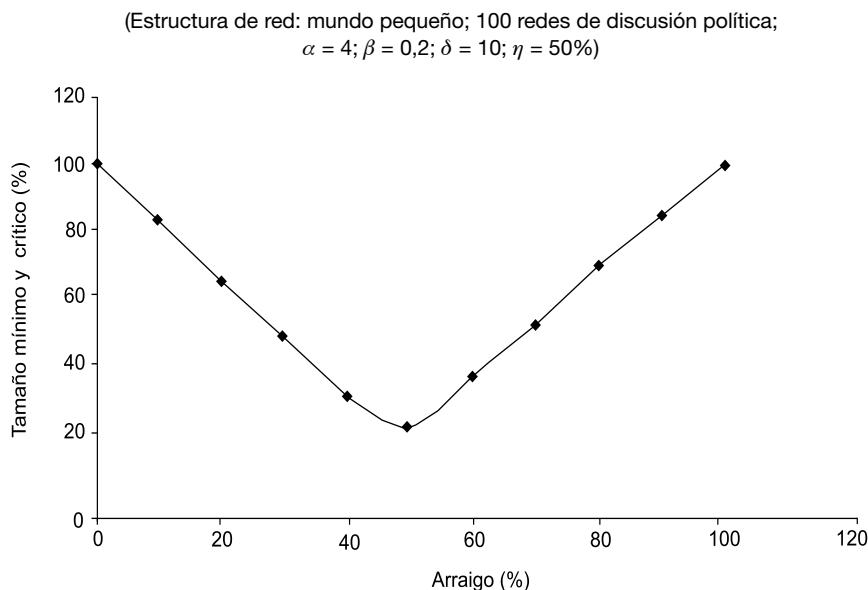
afecta de manera considerable al tamaño mínimo y crítico de los grupos moderados y tolerantes, y, por tanto, al índice de polarización. En el eje de abscisas se tiene el tanto por ciento del umbral de tolerancia,  $\eta \% = \eta / \eta_{\max} \cdot 100$ ; siendo  $\eta_{\max}$  la máxima distancia entre opiniones políticas. Redes con bajos umbrales de tolerancia necesitan que toda la población sea moderada y tolerante para lograr el consenso; por el contrario, redes con altos umbrales de tolerancia requieren grupos más reducidos de individuos tolerantes y moderados para alcanzar el acuerdo. Así pues, todos los fenómenos sociales que impliquen un aumento de la tolerancia —como la cohesión social— reducen los requerimientos para el logro de acuerdos; sin embargo, los procesos sociales que supongan un incremento de la intolerancia —paralela a la disgregación social— aumentan los obstáculos para el alcance del consenso.

**GRÁFICO 7.** Efecto del umbral de tolerancia sobre el tamaño mínimo crítico para alcanzar consenso



Fuente: Elaboración propia.

**GRÁFICO 8.** Efecto del arraigo de las opiniones políticas sobre el tamaño mínimo crítico para alcanzar consenso



Fuente: Elaboración propia.

### 3.2) El arraigo de las opiniones políticas

En el gráfico 8 se observa la existencia de un valor crítico en el arraigo de las opiniones políticas para el cual el tamaño de la población moderada y tolerante para llevar a la red al consenso es mínimo. En el eje de abscisas se tiene el tanto por ciento del arraigo de las opiniones políticas,  $\lambda \% = \lambda / \lambda_{\max} \cdot 100$ ; siendo  $\lambda_{\max}$  la máxima distancia entre opiniones políticas. Redes de agentes con opiniones políticas fuerte o débilmente arraigadas requieren mayores tamaños de grupos moderados y tolerantes para lograr el acuerdo político que redes de agentes con opiniones políticas con arraigos intermedios. Por tanto, puede defenderse que sociedades con individuos con opiniones políticas profunda o superficialmente arraigadas logran con más dificultad el consenso político que sociedades donde el arraigo político es moderado. Aunque la comprobación empírica

de esta interesante hipótesis está fuera de los objetivos de este trabajo, podría ser abordada en futuras investigaciones.

## CONCLUSIONES

Los resultados de los experimentos virtuales realizados en este trabajo ponen de manifiesto la importancia crítica del tamaño de los grupos moderados y tolerantes para el logro de acuerdos políticos en redes donde reina el extremismo y la intolerancia: por debajo de cierto valor crítico casi nunca se alcanza el consenso político, mientras que por encima se logra casi siempre. Lo esencial de estos experimentos no son obviamente los valores numéricos concretos de los tamaños de los grupos moderados y tolerantes, que dependen en gran medida de los valores arbitrarios de los parámetros de partida, sino la forma sigmoidal de las funciones que se mantiene

constante independientemente de los valores de dichos parámetros iniciales. Los resultados también ponen de relieve que dichos valores críticos no solo dependen de diferentes propiedades estructurales de las redes como la densidad de red y el grado de desigualdad en la distribución de vínculos, sino también de ciertas propiedades individuales como el umbral de tolerancia y el arraigo de las opiniones políticas de los agentes. El antiguo conflicto entre la Sociología de la estructura y de la agencia es trasladado aquí para explicar el acuerdo o no sobre cuestiones políticas mediante la combinación de la simulación basada en agentes y el análisis de redes sociales<sup>2</sup>.

Que el tamaño mínimo dependa de las propiedades estructurales de las redes significa que dichas propiedades pueden impedir el consenso político a pesar de que los agentes busquen en sus interacciones la convergencia en cuestiones políticas, que es el presupuesto de partida. Así pues, no basta con la buena voluntad de los individuos de una red para alcanzar el acuerdo político: la estructura de dicha red es también un factor crucial a tener en cuenta. La paradoja entre los micromotivos de los agentes que buscan el consenso político en sus interacciones y el macrorresultado de la polarización política extendida por toda la red puede ser explicada adecuadamente por un modelo que utiliza la simulación basada en agentes y el análisis de redes sociales.

Este trabajo pertenece a una línea novedosa de investigación sociológica que pretende analizar las relaciones entre la estructura de las redes sociales y los procesos dinámicos que tienen lugar dentro de ella. Los resultados de estos experimentos virtuales apoyan plenamente la tesis de que la es-

tructura topológica de las redes sociales puede ser un factor clave para explicar ciertos fenómenos sociales (Barabási, 2002; Coleman, Katz y Menzel, 1957; Hedström, 2005; Hedström y Bearman, 2009; Granovetter, 1973; Newman, 2003; Newman *et al.*, 2003; Milgram, 1967; Schelling, 1978; Strang y Soule, 1998; Watts, 2003).

El tamaño mínimo también depende de ciertas propiedades de los agentes que constituyen las redes sociales. Por un lado, dicho tamaño depende del nivel de tolerancia de los individuos, como sugieren algunos trabajos teóricos. Por otro lado, tal tamaño depende también del arraigo de las opiniones políticas: redes de agentes con opiniones políticas fuerte o débilmente arraigadas logran con más dificultad el acuerdo político que redes de agentes con opiniones políticas moderadamente arraigadas.

Por último, se debe indicar también que los experimentos virtuales realizados en este trabajo podrían poseer algunos inconvenientes: en primer lugar, como ocurre con cualquier otro experimento, es necesario comprobar si los resultados de tales experimentos virtuales se deben a causas sustantivas o a defectos en la programación de las redes artificiales. Por ello, sería fundamental replicar los experimentos, es decir, comprobar si distintos programas realizados por diferentes equipos de investigación obtienen resultados similares (García-Valdecasas, 2011; Gilbert, 2008; González-Bailón, 2004).

El segundo problema procede del insuficiente fundamento empírico tanto del mecanismo de interacción entre los agentes como de los detalles de la estructura de las redes artificiales. Suelen ser escasos los datos empíricos procedentes del análisis estadístico, del análisis de redes sociales y de los experimentos de laboratorio para evaluar el ajuste entre las redes artificiales y las redes sociales reales. De aquí que los experimentos virtuales realizados en este trabajo sin un contraste empírico pertinente no puedan liberarse

<sup>2</sup> Agradezco a un revisor anónimo de la *REIS* su comentario sobre la importancia de esta doble dimensión (estructura y agencia) para explicar las cuestiones aquí planteadas.

de cierto aire de arbitrariedad, que es como mínimo incómodo (González-Bailón, 2004). Sin embargo, dada la carencia o imposibilidad de obtener suficientes datos empíricos para investigar la polarización política en redes sociales, los experimentos virtuales con redes artificiales se presentan como el único método para intentar responder a las cuestiones aquí planteadas (García-Valdecasas, 2011).

## BIBLIOGRAFÍA

- Abramowitz, Alan I. y Kile L. Saunders (2008): «Is Polarization a Myth?», *Journal of Politics*, 70 (2): 542-555.
- Allison, Paul D. (1978): «Measures of Inequality», *American Sociological Review*, 43: 865-880.
- Amblard, Frédéric y Guillaume F. Deffuant (2004): «The Role of Network Topology on Extremism Propagation with the Relative Agreement Opinion Dynamics», *Physica A*, 343: 725-738.
- Axelrod, Robert (1997a): «Advancing the Art of Simulation in the Social Science», en R. Conte, R. Hegselmann y P. Terna (eds.), *Simulation Social Phenomena*, Berlín: Springer-Verlag.
- (1997b): «The Dissemination of Culture: A Model with Local Convergence and Global Polarization», *Journal Conflict Resolution*, 41: 203-226.
- Baldassarri, Delia y Peter Bearman (2007): «Dynamics of Political Polarization», *American Sociological Review*, 72: 784-811.
- Barabási, Albert L. (2002): *Linked. The New Science of Networks*, Cambridge: Perseus.
- y Reka Albert (1999): «Emergence of Scaling in Random Networks», *Science*, 286: 509-512.
- y Eric Bonabeau (2003): «Redes sin Escala», *Investigación y Ciencia*, julio: 58-67.
- Boccaletti, Stefano et al. (2006): «Complex Networks: Structure and Dynamics», *Physics Reports*, 424: 175-308.
- Breen, Richard (2000): «Class Inequality and Social Mobility in Northern Ireland, 1973-1996», *American Sociological Review*, 65: 392-406.
- Burt, Ronald S. (2004): «Structural Holes and Good Ideas», *American Journal of Sociology*, 110: 349-399.
- (2005): *Brokerage and Closure*, Oxford: Oxford University Press.
- Carrington, Peter J., John Scott y Stanley Wasserman (eds.) (2005): *Models and Methods in Social Network Analysis*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Coleman, James S. (1988): «Social Capital in the Create of Human Capital», *American Journal of Sociology*, 94: 95-120.
- , Herbert Menzel y Elihu Katz (1957): «The Diffusion of an Innovation Among Physicians», *Sociometry*, 20: 253-270.
- Deffuant, Guillaume F. et al. (2000): «Mixing Beliefs Among Interacting Agents», *Advances in Complex Systems*, 3: 87-98.
- et al. (2002): «How Can Extremism Prevail? A Study Based on the Relative Agreement Interaction Model», *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 5 (4), (en línea). <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/5/4/1.html>, último acceso, 1 de enero de 2012.
- Diestel, Reinhard (2000): *Graph Theory*, Nueva York: Electronic Edition.
- DiMaggio, Paul, John Evans y Bethany Bryson (1996): «Have Americans' Social Attitudes Become More Polarized?», *American Journal of Sociology*, 102: 690-755.
- Epstein, Joshua M. (2006): *Generative Social Science - Studies in Agent-Based Computational Modelling*, Princeton: Princeton University Press.
- Esteban, Joan M. y Debraj Ray (1994): «On the Measurement of Polarization», *Econometrica*, 62: 19-51.
- Fiorina, Morris P. y Samuel J. Abrams (2008): «Political Polarization in the American Public», *Annual Review of Political Science*, 11: 563-588.
- Fowler, James H. (2005): «Turnout in a Small World», en A. S. Zuckerman (ed.), *The Social Logic of Politics. Personal Networks as Contexts for Political Behaviour*, Filadelfia: Temple University Press.
- Franks, Daniel W. et al. (2008): «Extremism Propagation in Social Networks with Hubs», *Adaptive Behavior*, 16 (4), (en línea). <http://eprints.ecs.soton.ac.uk/13480>, último acceso, 1 de enero de 2012.
- García-Valdecasas, José I. (2011): «La Simulación Basada en Agentes: una nueva forma de explorar los fenómenos sociales», *Revista Española de Investigaciones Sociológicas*, 136: 91-110.
- Gilbert, Nigel (2008): *Agent-Based Models, Quantitative Applications in the Social Science* 153, Londres: Sage.

- y Andrew Abbott (eds.) (2005): «Social Science Computation», *American Journal of Sociology*, 110 (4): 859-863.
- y Klaus G. Troitzsch (2005): *Simulation for the Social Scientist*, Milton Keynes: Open University Press.
- González-Bailón, Sandra (2004): «¿Sociedades artificiales? Una introducción a la simulación social», *Revista Internacional de Sociología*, 39: 199-222.
- (2006): «The Role of Dynamic Network in Social Capital: A Simulation Experiment», *Papers: Revista de Sociología*, 80: 171-194.
- , Andreas Kaltenbrunner y Rafael E. Banchs (2010): «The Structure of Political Discussion Networks: A Model for the Analysis of Online Deliberation», *Journal of Information Technology*, 25 (2): 230-243.
- Granovetter, Mark (1973): «The Strength of Weak Ties», *American Journal of Sociology*, 76: 1360-1380.
- (1974): *Getting a Job. A Study of Contacts and Careers*, Cambridge: Harvard University Pres.
- Hanneman, Robert A. y Mark Riddle (2005): *Introduction to Social Network Methods*, Riverside: University of California.
- Hedström, Peter (2005): *Dissecting the Social*, Cambridge: Cambridge University Press.
- y Peter Bearman (eds.) (2009): *The Oxford Handbook of Analytical Sociology*, Oxford: Oxford University Press.
- Hegselman, Rainer y Ulrich Krause (2002): «Opinion Dynamics and Bounded Confidence Models, Analysis and Simulation», *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 5 (3) (en línea). <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/5/3/2.html>, último acceso, 1 de enero de 2012.
- Holland, John H. (1998): *Emergence: From Chaos to Order*, Cambridge: Perseus Books.
- Hunter, Jaime. D. (1991): *Culture Wars: The Struggle to Define America*, Nueva York: Basic Books.
- La Due Lake, Ronald y Robert Huckfeldt (1998): «Social Capital, Social Networks, and Political Participation», *Political Psychology*, 19: 567-584.
- Latané, Bibb (1981): «The Psychology of Social Impact», *American Psychologist*, 36: 343-356.
- Lazarsfeld, Paul y Robert K. Merton (1954): «Friendship as a Social Process: A Substantive and Methodological Analysis», en M. Berger, Theodore Abel y Charles H. Page (eds.), *Freedom and Control in Modern Society*, Nueva York: Van Nostrand.
- Lin, Nan (2001): *Social Capital. A Theory of Social Structure and Action*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Macy, Michael W. y Andreas Flache (2009): «Social Dynamics from the Bottom Up: Agent-Based Model of Social Interaction», en P. Hedström y P. Bearman (eds.), *The Oxford Handbook of Analytical Sociology*, Oxford: Oxford University Press.
- , James A. Kitts y Andreas Flache (2003): «Polarization in Dynamic Networks: Hopfield Model Emergent Structure», en R. Breiger, K. Carley y P. Pattison (eds.), *Dynamic Social Network Modelling and Analysis*, Washington, D. C.: National Academy of Sciences.
- y Robert Willer (2002): «From Factors to Actors: Computational Sociology and Agent-Based Modelling», *Annual Review of Sociology*, 28: 143-166.
- McPherson et al. (2001): «Birds of a Feather: Homophily in Social Networks», *Annual Review of Sociology*, 27: 415-444.
- Milgram, Stanley (1967): «The Small World problem», *Psychology Today*, 2: 60-67.
- Molina, José Luis (2001): *El Análisis de Redes Sociales. Una Introducción*, Barcelona: Edicions Bellaterra.
- Montalvo, José G. y Marta Reynal-Querol (2005): «Ethnic Polarization, Potential Conflict, and Civil Wars», *American Economic Review*, 95: 796-815.
- Moody, James (2009): «Network Dynamics», en P. Hedström y P. Bearman (eds.), *The Oxford Handbook of Analytical Sociology*, Oxford: Oxford University Press.
- Newman, Mark E. J. (2003): «The Structure and Function of Complex Networks», *SIAM Review*, 45: 167-256.
- , Albert Barabási y Duncan J. Watts (2003): *The Structure and Dynamics of Networks*, Princeton: Princeton University Press.
- Nowak, Andrzej, Jacek Szamrej y Bibb Latané (1990): «From Private Attitude to Public Opinion: A Dynamic Theory of Social Impact», *Psychological Review*, 97: 362-376.
- Pérez-Díaz, Víctor (2003): «De la Guerra Civil a la sociedad civil: el capital social en España entre los años treinta y noventa del siglo XX», en R.

- Putnam (ed.), *El Declive del Capital Social*, Barcelona: Círculo de Lectores.
- Putnam, Robert D. (2000): *Bowling Alone. The Collapse and Revival of American Community*, Nueva York: Simon and Schuster.
- Requena, Félix (1989): «El concepto de red social», *Revista Española de Investigaciones Sociológicas*, 48: 137-152.
- (ed.) (2003): *Análisis de redes sociales: orígenes, teorías y aplicaciones*, Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Rodríguez, Josep A. (1995): *Análisis estructural y de redes*, Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Ruane, Joseph y Jennifer Todd (1996): *The Dynamics of Conflict in Northern Ireland*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Schelling, Thomas C. (1978): *Micromotives and Macrobbehavior*, Nueva York: W. W. Norton.
- Siegel, David A. (2009): «Social Networks and Collective Action», *American Journal of Political Science*, 53: 122-138.
- Stewart, Frances (2002): «Horizontal Inequalities: A Neglected Dimension of Development», *QEH Working Paper Series*, Oxford: Queen Elizabeth House, University of Oxford.
- et al. (2005): «Social Exclusion and Conflict: Analysis and Policy Implications», *CRISE Policy Paper*, Centre for Research on Inequality, Human Security and Ethnicity, Queen Elizabeth House, University of Oxford.
- Strang, David y Sarah A. Soule (1998): «Diffusion in Organizations and Social Movement: From Hybrid Corn to Poison Pills», *Annual Review of Sociology*, 24: 265-290.
- Sznajd-Weron, Katarzyna y Jozef Sznajd (2000): «Opinion Evolution in Closed Community», *International Journal of Modern Physics C*, 11 (6): 1157-1165.
- Wasserman, Stanley y Katherine Faust (1994): *Social Network Analysis*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Watts, Duncan J. (1999a): «Network, Dynamic and Small-World Phenomenon», *American Journal of Sociology*, 105: 493-527.
- (1999b): *Small Worlds: The Dynamic Between Order and Randomness*, Princeton: Princeton University Press.
- (2003): *Six Degrees: The Science of a Connected Age*, Nueva York: Norton.
- y Steven H. Strogatz (1998): «Collective Dynamics of "Small World" Networks», *Nature*, 393: 440-442.
- Wilensky, Uri (1999): *NetLogo* [Computer software], Evanston: Northwestern University, Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling.
- Wuthnow, Robert (1989): *The Struggle for America's Soul: Evangelicals, Liberals, and Secularism*, Grand Rapids: Eerdmans.

**RECEPCIÓN:** 22/02/2012

**REVISIÓN:** 17/07/212

**APROBACIÓN:** 10/01/2013

# Moderate and Tolerant Groups in the Political Polarisation of Social Networks

*Grupos moderados y tolerantes en la polarización política de las redes sociales*

**José Ignacio García-Valdecasas**

## Key words

Network Analysis

- Consensus
- Experiments
- Polarisation
- Social Networks
- Modelling

## Abstract

This paper attempts to research the minimum size which a moderate and tolerant group of individuals should have in order to lead an extremely intolerant and polarised social network to achieve political consensus. It also analyses the potential effect of different structural properties of networks (network density and inequality of link distribution), and certain individual properties (tolerance and entrenchment of political opinions) on that minimum size. To do so, it combines agent-based modelling and social network analysis in order to carry out virtual experiments with artificial networks. The results reveal the existence of a minimum, critical size under which political consensus is hardly ever achieved, as well as showing that such size depends heavily on various structural and individual properties.

## Palabras clave

Análisis de redes

- Consenso
- Experimentos
- Polarización
- Redes sociales
- Simulación

## Resumen

Este artículo pretende investigar el tamaño mínimo que debe tener un grupo de individuos moderados y tolerantes para llevar a una red social altamente polarizada e intolerante al consenso político, así como analizar el posible efecto de diferentes propiedades estructurales de las redes (densidad y desigualdad en la distribución de vínculos), y de ciertas propiedades individuales (tolerancia y arraigo de las opiniones políticas) sobre dicho tamaño mínimo. Para ello, se combinan la simulación basada en agentes y el análisis de redes sociales con objeto de realizar experimentos virtuales con redes artificiales. Los resultados revelan la existencia de un tamaño mínimo crítico por debajo del cual el consenso político es prácticamente imposible, y ponen de manifiesto que dicho tamaño depende acusadamente de diversas propiedades estructurales e individuales.

## Citation

García-Valdecasas, José Ignacio (2013). "Moderate, Tolerant Groups and Political Polarisation in Social Networks". *Revista Española de Investigaciones Sociológicas*, 142: 25-44.  
[\(<http://dx.doi.org/10.5477/cis/reis.142.25>\)](http://dx.doi.org/10.5477/cis/reis.142.25)

## INTRODUCTION<sup>1</sup>

Various qualitative and quantitative studies aim to describe and explain the polarization that takes place within certain societies (Abramowitz and Saunders, 2008; Baldassarri and Bearman, 2007; DiMaggio, Evans and Bryson, 1996; Fiorina and Abrams, 2008; Hunter, 1991; Montalvo and Reynal-Querol, 2005; Wuhtnow, 1989). Likewise, different analyses have been conducted on how the structure of social networks in which opinions flow can affect polarization (Amblard and Deffuant, 2004; Deffuant et al., 2000; Franks et al., 2008; Hegselman and Krause, 2002; Macy et al., 2003). However, until now no study has investigated the effect of the size of moderate and tolerant groups on the degree of political polarization of a social network. This lack of research is not due to a lack of importance of the question, but to the difficulty of obtaining precise empirical data on the size of these moderate tolerant groups, as well as the structure of the social networks in which political opinions are transmitted. To supplement this lack of data, this article combines a simulation based on agents (Agent-Based Modeling) (Axelrod, 1997a; Epstein, 2006; García-Valdecasas, 2011; Gilbert, 2008; Gilbert and Abbott, 2005; Gilbert and Troitzsch, 2005; González-Bailón, 2004; Macy and Flache, 2009; Macy and Miller, 2002) and an analysis of social networks (Social Network Analysis) (Boccaletti et al., 2006; Carrión et al., 2005; Hanneman and Riddle, 2005; Molina, 2001; Moody, 2009; Requeña, 1989, 2003; Rodríguez, 1995; Wasserman and Faust, 1994) to conduct virtual experiments using artificial networks in order to address the issues raised here. This

combination of methods—simulation and analysis of networks—is not entirely new; it has already been successfully used in several recent works on politics issues (Fowler, 2005; Siegel, 2009). This article, in particular, aims to clarify the minimum size required for a group of moderate and tolerant individuals to lead a highly polarized and intolerant group to political consensus, as well as analyze the possible effect of certain structural properties of the networks (density, unequal link distribution) and of several attributes of individuals (tolerance and the roots of political opinions) on this minimum size.

The artificial networks created for this research project through agent-based simulation are intended to be models of real networks, meaning the former should suitably represent the latter. To this end, the mechanisms and structures of interaction between the agents of the artificial networks must account for the same mechanisms and structures of interaction between the actors of real social networks. In other words, both the mechanisms and the interaction structures of the artificial networks must be empirically based or at least theoretically supported. If they are, the artificial networks may be able in some sense to generate the dynamic of real social networks to be studied, and if the artificial networks are capable of recreating that dynamic, then virtual experiments may be conducted to examine how this dynamic responds to changes in agent behavior and the structural properties of the artificial networks.

The article is organized as follows: first, it reviews the literature on some of the models used to analyze polarization. Second, it presents the artificial networks created in this project specifying both the mechanism and the structure of interaction among the agents used. Third, it investigates the minimum size that a group of moderate and tolerant agents

<sup>1</sup> I would like to thank Antonio Jaime-Castillo, Rufi Martínez Marco and the three anonymous evaluators from REIS for their comments and suggestions on previous versions of this article.

requires to lead a deeply-divided and highly-intolerant social network toward political consensus. Fourth, it examines how some structural properties of social networks such as network density and unequal link distribution can affect this minimum size. Last, it analyzes how certain individual attributes such as the roots of political opinions and degree of tolerance may influence the minimum size requirement.

## POLARIZATION MODELS

Many authors hold an intuitive notion of political polarization as a bimodal distribution of political opinion. Other academics claim that bimodality is a necessary condition, but insufficient to characterize a polarized distribution (see Fiorina and Abrams, 2008: 566). It would be reasonable to consider that a definition of political polarization must account for, aside from bimodality, the sizes of the groups with differing opinions and the degree of disparity among them.

In any case, different concepts of polarization can be found in the literature (DiMaggio, Evans and Bryson, 1996), each of which is associated with a particular measure of polarization (Esteban and Ray, 1994). This project uses the distribution variance of political opinions among individuals in a population as its polarization index ( $PI$ ):

$$PI = s^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (p_i - \mu)^2}{n}$$

where  $n$  is the number of individuals,  $p_i$  is the political opinion of the individual  $i$ , and  $\mu$  is the mean distribution of political opinions for all individuals. Political opinions may be expressed as binary ( $p_i = 0$  or  $1$ ), discrete ( $p_i =$

$1, 2, 3, Q$ ) or continuous ( $0 = p_i = 1$ ). Many models use binary opinions, but those models are unable to distinguish between moderate and extreme opinions. Moreover, models with discrete and continuous opinions tend to return similar results, though the former require less memory when it comes to encoding than the latter do. For these reasons, the model presented here is based on discrete political opinions.

From a qualitative perspective, the results of the virtual experiments can lead to three different scenarios: political consensus if only one political opinion remains ( $PI = 0$ ); political polarization when two opinions survive; and, last, political fragmentation if there are more than two opinions.

Some polarization models are based on the dissemination of opinions through the structure of interaction (Amblard and Defuant, 2004; Franks et al., 2008): political polarization depends on the speed of dissemination of political opinions, and said speed, in turn, is a function of the topological structure of the network (small-world networks, scale-free networks, "assortative" networks, regular networks, Erdős-Rényi networks, etc.). However, less attention was paid to the mechanisms of interaction among the individuals of a network. There are three basic interaction mechanisms among agents in the literature: the missionary model, the opportunist model and the negotiator model. In these models, each agent  $i$  ( $i = 1, 2, 3, \dots n$ ) has political opinion  $p_i$  on a particular issue.

An important assumption of the three models is that agents may not freely interact. If two agents are not somehow linked (through relatives, friends, colleagues, neighbors, associates, etc.), then these individuals are unable to interact; if, on the contrary, they are linked, the probability of their interacting will depend on the political distance between them; if

they do interact, they can influence each other, and, they may therefore change their opinions.

Another basic parameter in these models is the tolerance threshold,  $\eta$ , which indicates to what degree agents may interact with neighbors whose political opinions are different. The neighbors  $j$  of an agent  $i$  are those agents who are connected to  $i$  through links. If the political distance,  $d$ , between two neighbors ( $i, j$ ) is less than or equal to the tolerance threshold,  $d = |p_i - p_j| = \eta$ , said neighbors interact with each other, mutually influence each other and change opinions; on the contrary, if they do not interact, they cannot influence each other or change opinions.

Different interpretations can be made of the tolerance threshold of agents from the sociological viewpoint (Baldassarri and Bearman, 2007). On the one hand, the tolerance threshold could be interpreted as the agents' degree of confidence in the political opinions of other agents with whom they are connected through the network; this degree of confidence will depend on how close they feel to the other agents (Franks et al., 2008). On the other hand, as political distance increases between agents, so does the possibility of interferences in the interactions between them. Therefore, the probability increases that the agents will misinterpret messages received from others (Deffuant et al., 2002).

In the missionary model (Sznajd-Weron and Sznajd, 2000), the agents convince their neighbors of their opinions (if the tolerance threshold permits the interaction). For example, an agent selected at random from the population has opinion 2 ( $p_i = 2$ ) of 5 possible opinions ( $Q = 5$ ), with the unit ( $\eta = 1$ ) being the tolerance threshold for all agents. In this model, said agent persuades neighbors with opinion 1, 2 or 3 to adopt opinion 2, but does not manage to interact with or, therefore,

convince the other neighbors who hold opinions 4 and 5.

The opinion of the agents in the opportunist model (Hegselman and Krause, 2002) is the arithmetic mean of the opinions of their neighbors—within the tolerance range. Continuing with the previous example, if  $p_{i,t} = 4$  (the opinion of agent  $i$  in time  $t$ ),  $p_{i,t+1}$  (the opinion of said agent  $i$  in a subsequent time) will be the arithmetic mean of the opinions of all neighbors except those whose opinions are out of the tolerance range, meaning, those who hold opinions 1 and 2.

In the negotiator model (Deffuant et al., 2002), two agents who are neighbors are selected for each time period. If the distance between their opinions is smaller than or equal to the degree of tolerance,  $d = |p_i - p_j| = \eta$ , the opinions of said agents draw closer without them having to necessarily reach agreement. The opinions change from their initial value to another rounded value,  $\mu |p_i - p_j|$ . If  $\mu = 0$ , in an extreme case, opinions are rigidly maintained. However, if  $\mu = 1/2$ , a shared, intermediate opinion is reached. For example, for  $Q = 5$ ,  $\eta = 3$  and  $\mu = 0.3$ , if the opinions of two agents  $i$  and  $j$  who interact are  $p_{i,t} = 2$  and  $p_{j,t} = 5$ , then  $p_{i,t+1} = 3$  and  $p_{j,t+1} = 4$ .

As well as the previous models, which mostly focus on the mechanisms of interaction between agents, a model that has had a major impact is the Axelrod (1997b) model of local convergence and global polarization. In this model, each agent  $i$  has a vector  $\vec{V}_i$  of  $F$  dimensions, with each dimension being a distinct cultural characteristic (for example, political preferences, moral ideals, religious beliefs, language, musical tastes, etc.).

At the same time, each cultural characteristic can take a value from a possible range of  $Q$

values. Therefore, the state of an agent  $i$  is a vector of  $F$  cultural characteristics ( $f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{iF}$ ), where each  $f_{if}$  is assigned a value from a range of integers from 0 and  $Q - 1$ . The dimension  $F$  of vector  $\vec{f}_i$  represents the cultural complexity of the population: the higher  $F$  is, the higher the number of cultural characteristics that are attributable to each agent. The number of values that each cultural characteristic,  $Q$ , can adopt, represents the cultural heterogeneity of the society: the higher  $Q$  is, the greater the number of options the cultural characteristics of each agent may adopt. In this model, first, an agent  $i$  from the population is selected at random; then, an agent  $j$  is selected at random from among the members of  $i$ . Second, the overlap or cultural similarity between  $i$  and  $j$  is calculated, in other words, the number of cultural characteristics that both agents possess with the same values, with the probability of interaction between these agents being proportional to the cultural overlap. If the agents interact, a cultural characteristic from agent  $i$  is selected at random and its value is adopted by the same characteristic for agent  $j$ . The model is able to explain how it is possible for local convergence and global polarization to exist.

## ARTIFICIAL NETWORKS

Virtual experiments conducted in this research work used artificial networks (agent-based models) designed in the NetLogo programming environment (Wilensky, 1999) and characterized both by an interaction mechanism and an interaction structure between the agents comprising the network.

The interaction mechanism between the agents of these artificial networks takes some elements from the previous polarization models such as the tolerance threshold in regard to different opinions,

but develops a new element that was not taken into account by previous models, to wit, the roots of political opinions. The concept of “tolerance threshold”, related to the term homophily (Lazarsfeld and Merton, 1954; Mcpherson et al., 2001), indicates to what point individuals are willing to engage in dialogue with other individuals who have different opinions. Tolerant individuals can communicate with others with differing political positions, though the same does not occur with intolerant individuals. Moreover, the “roots of opinions”, related to social impact theory (Latané, 1981; Nowak et al., 1990) along with the model of Baldassarri and Bearman (2007), indicate the degree of willingness of individuals to change their opinions. Agents can be more or less rigid or flexible when it comes to changing opinion. While agents with more deeply rooted opinions are more reluctant to change them, those with less entrenched opinions are more inclined to modify them.

It is also assumed that when the agents interact with each other their opinions change from their initial values towards a shared intermediate value. In other words, the model’s presupposition is consensus between the agents when they interact with each other. The aim is to analyze how political polarization might arise within a network despite the agents tending towards consensus in their interactions. If the tendency were dissent among the agents, the question of polarization would not be so relevant.

An innovative key point developed in this work was the procedure followed to calculate this common opinion: each agent experiences a change inversely proportional to the entrenchment of their opinion. For each pair of agents that interact,  $i$  and  $j$ , the political opinion shared by both in the time period  $t$  is calculated with an equation rem-

inherent of the moment in Newtonian physics:

$$p_{i,t} = p_{j,t} = w_i p_{i,t-1} + w_j p_{j,t-1}$$

$p_{i,t}$ ,  $p_{j,t}$ ,  $p_{i,t-1}$  and  $p_{j,t-1}$  are the opinions of the agents  $i$  and  $j$  in time period  $t$  and  $t-1$  respectively;  $w_i$  and  $w_j$  are the roots of the political opinions of agents  $i$  and  $j$ , which are defined as:

$$w_i = \lambda_i / (\lambda_i + \lambda_j)$$

$$w_j = \lambda_j / (\lambda_i + \lambda_j)$$

with  $\lambda_i$  and  $\lambda_j$  being the roots of the political opinions of agents  $i$  and  $j$  respectively. By way of example, let us suppose that two agents,  $i$  and  $j$ , who interact with each other, whose political preferences in a timeframe  $t-1$  are  $p_{i,t-1} = 8$  and  $p_{j,t-1} = 2$ , and whose political roots are  $\lambda_i = 6$  and  $\lambda_j = 3$ . To calculate their political opinions at a later time,  $t$ , the following equation may be used:

$$p_{i,t} = p_{j,t} = 2/3 \cdot 8 + 1/3 \cdot 2 = 6$$

Thus, agent  $i$  changes political opinion from 8 to 6; similarly agent  $j$  changes from opinion 2 to 6. The opinion of agent  $i$  has changed less than that of agent  $j$  because the root of the former is stronger than that of the latter.

As well as the mechanism of interaction, the interaction structure must be specified between the agents of the artificial network. The question now is how to represent the structure of political discussion networks (González-Bailón et al., 2010). The starting point is a group of 100 networks that are isolated from each other, each one comprised of a main agent linked with several secondary agents through strong links. The size of these networks is based on the empirical data provided by La Due Lake and Huckfeldt (1998) on the number of people with whom political questions were discussed. Table I

shows the distribution of the size of these political discussion networks.

However, artificial networks need a global structure, not simply 100 networks isolated from each other (González-Bailón, 2006). To this end, these networks are distributed randomly through a torus. Both the principle and secondary agents are connected to  $\delta$  close agents through weak links, and are later substituted, with a probability of  $\beta$ , some of the weak links with close agents being substituted with weak links with agents located on any topological point of the ring. The parameter  $\beta$  can be considered a globalization index of the weak links of the network: if  $\beta = 0$ , all the weak links are local; but if  $\beta = 1$ , they can all be global. If  $\beta = 0.5$ , a structure similar to a small-world structure (Watts, 1999a; 1999b; 2003; Watts and Strogatz, 1998) is obtained, a structural characteristic common to many types of social networks comprised of many clusters (the main agents linked to their secondary agents) linked to each other through weak links. Thus, the artificial network collects the two most significant features of small worlds: local cohesion (due to clusters) and global connection (through weak links).

**TABLE 1.** Size of personal networks

Number of links	Number of networks
0	9
1	17
2	15
3	19
4	18
5	22
Total	100

Source: compiled by author.

Strong and weak links have been distinguished in artificial networks (Burt, 2004,

2005; Granovetter, 1973; 1974). Normally people are connected via strong links to a small number of individuals —such as family or friends— with whom they maintain close and frequent contact. Further, people are also connected through weak links with an enormous number of individuals —acquaintances, neighbors or colleagues— with whom contact is more superficial and less frequent. According to Granovetter (1973: 1361), the strength of a link is a linear combination of the amount of time, emotional intensity, reciprocal support and mutual intimacy that characterizes this link. For these artificial networks, it was assumed that interaction between agents connected through strong links is  $\alpha$  times more frequent than it is through weak links ( $\alpha$  being an integer greater than zero).

The structural properties that will be determined in these artificial networks are network density and the Gini index of link distribution. The first property, network density ( $D$ ), is a measure of the degree of connectivity to the network, and can be defined as a quotient between the number of existing links and the number of possible links to the network (Diestel, 2000; Wasserman and Faust, 1994). This measurement is related to the degree of association (Putnam, 2000) and is calculated as follows:

$$D = \frac{2m}{n(n-1)}$$

With  $m$  being the total number of network links and  $n$  the number of agents in the network. The second property, the Gini index of link distribution ( $GI$ ), is a measurement of the degree of inequality in the distribution of links among agents of a network (Allison, 1978). This index is related to social inequality (Coleman, 1988; Lin, 2001) and is calculated with the following formula:

$$IG = \frac{\frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |I_i - I_j|}{2\mu}$$

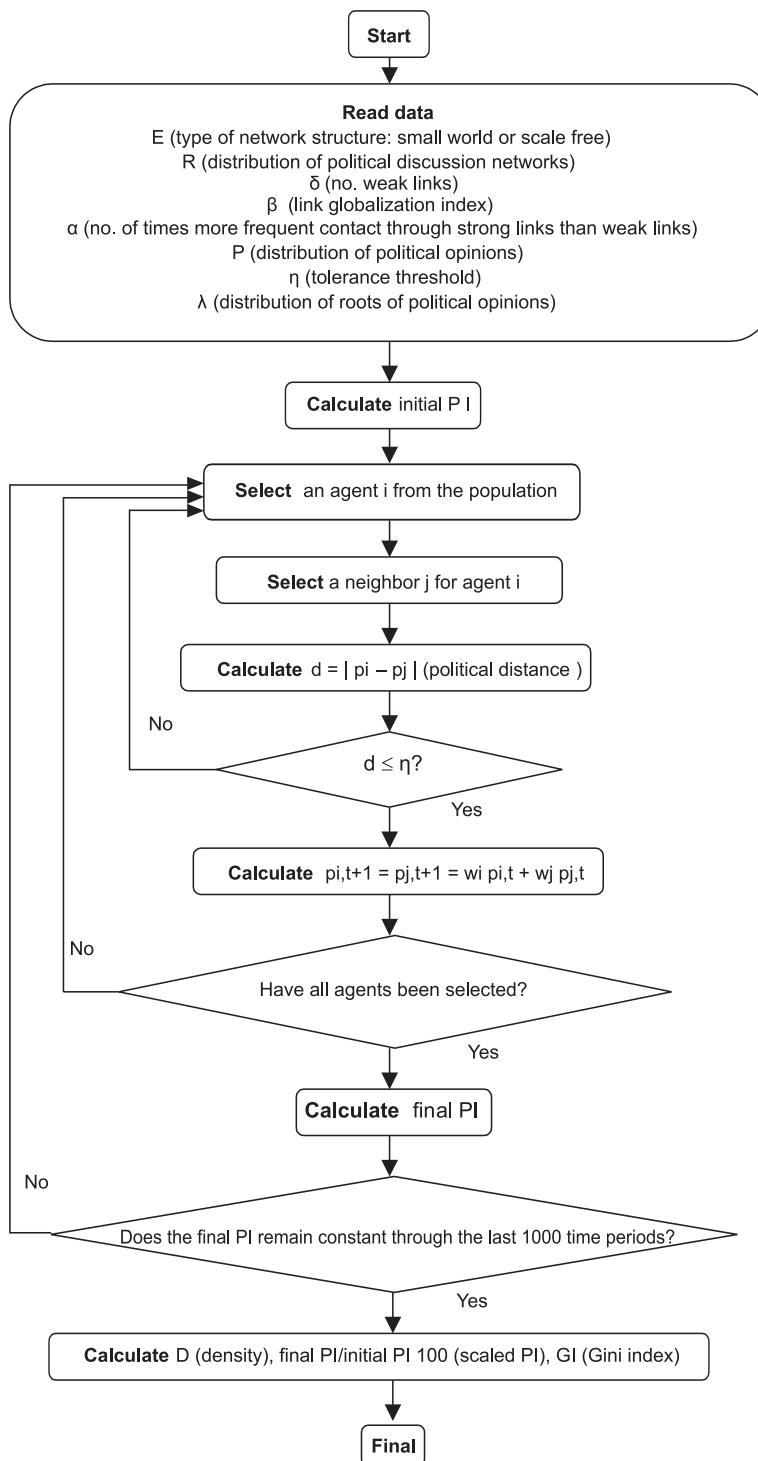
Where  $\mu$  is the mean distribution measurement for the number of links the agents have,  $n$  is the total number of agents and  $I_i$  is the modal degree, meaning the number of links of each agent  $i$ .

In sum, the artificial networks used in this project are characterized by three parameters:  $\delta$ ,  $\beta$ ,  $\alpha$ . The parameter  $\delta$  is the number of weak links between the agents, and is related to network density  $D$ .  $\beta$  is the probability of exchanging weak links with close neighbors for weak links with agents situated beyond the neighborhood; in this way the structure of the small-world network can be modified. And last,  $\alpha$  is the number of times that contact is more frequent between agents connected through strong links than weak ones.

Each agent (principal or secondary) of these artificial networks is characterized by four parameters: political opinion  $p_i$ , tolerance threshold  $\eta$ , roots of political opinions  $\lambda_i$ , and number of links  $I_i$ . The values for these four parameters are established before each experiment begins. The value of the political opinion of each agent,  $p_i$ , is the integer that varies between 0 and  $Q$  (normally  $Q = 10$ ) according to a particular distribution in each experiment; the tolerance threshold,  $\eta$ , is the same for all agents (as suggested by Deffuant et al., 2002); the roots of the agents' opinions,  $\lambda_i$ , is adjusted to a Poisson distribution characterized by its measurement; and the number of links of the agents,  $I_i$ , is determined by  $\delta$  and by the distribution of the sizes of the main agents' networks.

The artificial network dynamic is defined by the following rules (figure 1):

- For each time period  $t$  an agent  $i$  from the population is selected at random; then,

**FIGURE 1.** Model algorithm

an agent  $j$  is selected at random from those linked to agent  $i$  with a probability that depends on the type of link (strong or weak).

- b) The distance is calculated,  $d = |p_i - p_j|$ , between the political opinions between both agents. If this distance is less than or equal to the level of tolerance,  $d \leq \eta$ , said agents interact; if on the contrary they do not interact, they return to rule a.
- c) If they interact, both agents change their opinions from their initial values to a shared intermediate value. The calculation of the common opinion follows the procedure given previously according to the equation:  $p_{i,t} = p_{j,t} = w_i p_{i,t-1} + w_j p_{j,t-1}$ .

## VIRTUAL EXPERIMENTS

The aim of the virtual experiments carried out with artificial networks is to assess the minimum size that a group of moderate and tolerant agents needs in order to lead an intensely polarized and highly intolerant social network to political agreement. Likewise, they were used to examine the impact that some structural properties of social networks such as network density and link distribution inequality can have on this minimum size.

They also studied the effect of certain properties of agents such as the roots of political opinions and the degrees of tolerance on this minimum size. Last, the parametric space of each experiment is specified below the title for the corresponding figure.

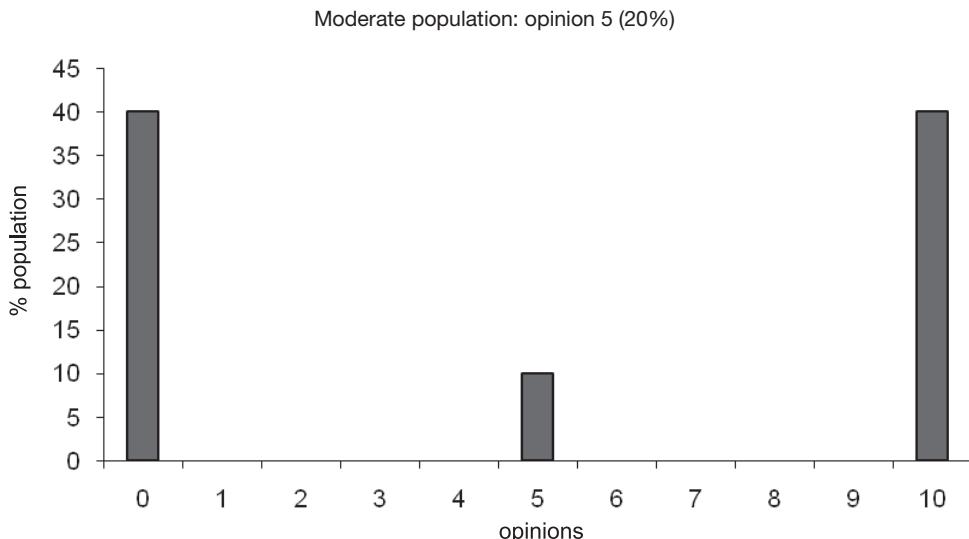
### 1) Impact of size on polarization

The basis for the first round of virtual experiments is a highly-polarized and intolerant artificial network; that is, a network with two very politically diverse majorities (with extreme opinions 0 and 10), and whose tolerance threshold is low enough ( $\eta = 50\%$  of the maximum distance between political opinions) that the extremist agents are unable to dialogue with each other:  $d = |10 - 0| = 10 > \eta = 5$ . The aim is to learn the minimum size that a moderate and tolerant group must have to ultimately achieve consensus for the entire network ( $PI = 0$ ). A moderate group is comprised of moderate agents, in other words, agents whose political opinions are in the center or immediately next to the center of the spectrum of political opinions. The agents of the moderate group (with intermediate opinion 5) are able to dialogue with the extremist agents given that:  $d = |10 - 5| = 5 = \eta = 5$ . In these experiments, the percentage of the moderate and tolerant population increases from 0% to 32% (table II). To illus-

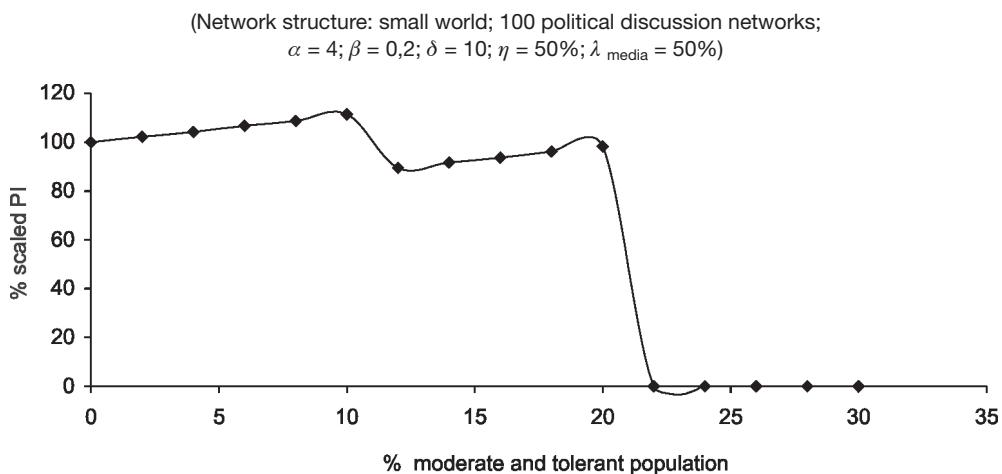
**TABLE 2.** Effect of the moderate population on the polarization index

% Population (opinion 0)	% Population (opinion 10)	% Population (opinion 5)	PI %
50	50	0	100
48	48	4	104
46	46	8	108
44	44	12	112
42	42	16	94
40	40	20	98
38	38	24	0
36	36	28	0
34	34	32	0

Source: compiled by author.

**FIGURE 1.** Extreme populations: opinion 0 (40%); opinion 10 (40%)

Source: compiled by author.

**FIGURE 2.** Effect of the moderate and tolerant population on the polarization index

Source: compiled by author.

trate the foregoing, see figure 1 in which 40% of the population holds opinion 0, 20% has opinion 5, and the remaining 40% has opinion 10. The number of simulations was 100 for each population distribution.

The program that generates the dynamic of the artificial networks returns different results. Figure 2 displays the effect of the size of the moderate and tolerant population on the political polarization of the artificial net-

work. The ordinate axis gives a scaled number:  $(\text{final } PI / \text{initial } PI) \cdot 100$ , and in the abscissa axis is the percentage of the moderate and tolerant population in relation to the total population. The initial  $PI$  is the  $PI$  before interaction among the agents of the network, and the final  $PI$  is the  $PI$  following enough interactions between the agents. As can be seen in the figure, a spectacular phase transition takes place for  $x = 22\%$ ; in other words, a minimum critical mass of 22% of moderate and tolerant agents is needed to reach political consensus in the network. Below this threshold consensus is normally not reached, while above it consensus normally is reached.

Figure 3 displays the results when the experiments are repeated 100 times for each % of moderate and tolerant population. As can be observed in the figure, for a size below 22% consensus is rarely reached, while for an equal or greater mass it is practically al-

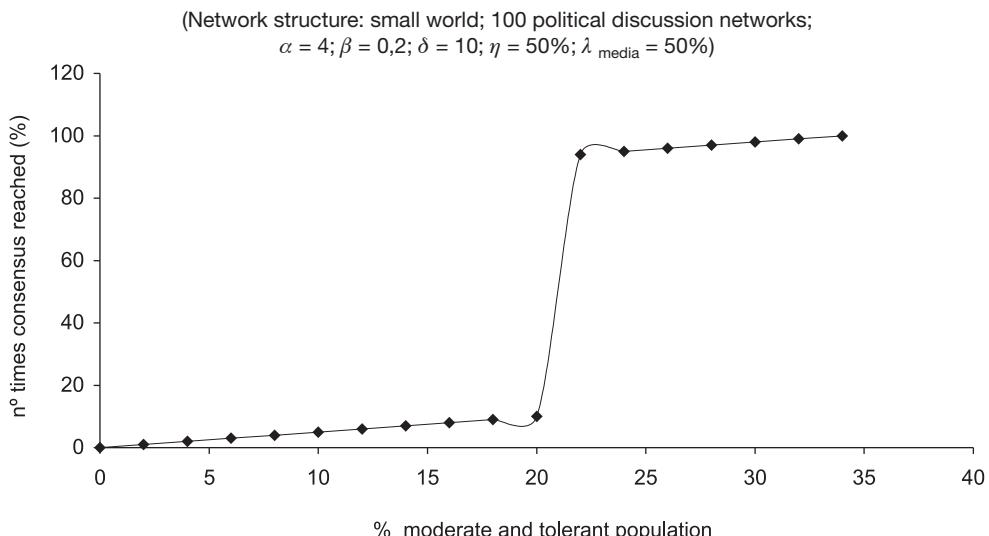
ways reached. Again a phase transition for  $x = 22\%$  can be seen.

Some examples in the recent history of Spain are illustrative. The reduced size of a moderate and tolerant population in the polarized and divided Spain of the 1930s was incapable of preventing the Spanish civil war. However, an increase in the size of said moderate and tolerant mass facilitated the transition to democracy in the Spain of the 1970s (Pérez-Díaz, 2003). The importance of the middle classes in reaching political agreement and establishing democracy —previously underscored by Aristotle twenty-five centuries ago— appears fully confirmed by the model presented here.

## 2) *The impact of structural properties on size*

The second round of experiments was designed to analyze how the density of the network and the Gini index for link distribution

**FIGURE 3.** *Effect of the percentage of the moderate and tolerant population on the number of times consensus is reached*



Source: compiled by author.

inequality affect the minimum and critical size that a moderate and tolerant group requires in order to lead a highly-polarized and intolerant group to political consensus.

### 2.1) Network density

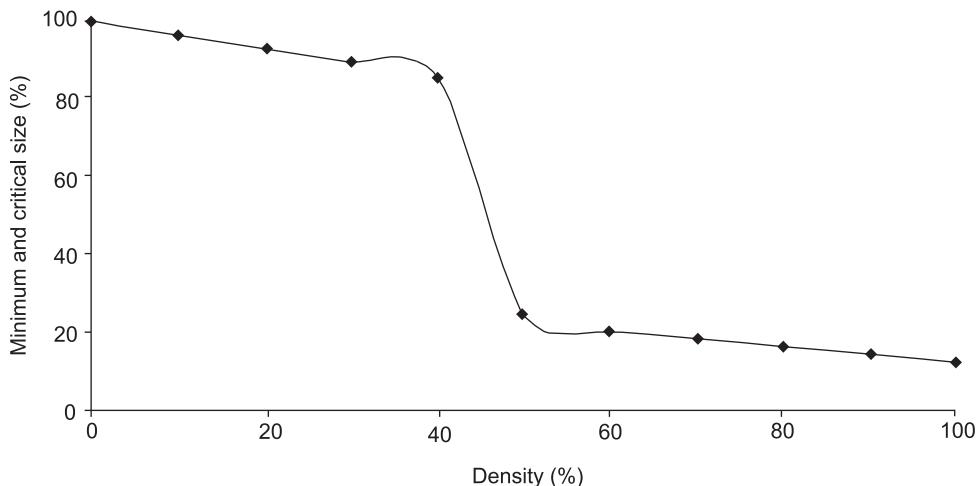
Figure 4 shows that networks with low density levels need almost the entire population to be moderate and tolerant in order to achieve political consensus; whereas networks with high density levels require much smaller sized moderate and tolerant groups. For maximum density (100%), meaning when all agents are connected to each other, a minimum and critical size of 11% is required to obtain political agreement.

Therefore, all social processes that increase network density may reduce the minimum and critical size of the moderate and tolerant groups necessary to reach political agreement. Two of these social processes are as-

sociationism and use of the internet. In the first case, the participation of individuals in associations (unions, churches, sports clubs, NGOs and other similar groups) increases the number of links between citizens, and, consequently, increases the network density (Putnam, 2000). In the second case, the participation of the people in the virtual social networks (Facebook, Twitter, among many others) means an increase in the number of ties among individuals, and, therefore, also an increase in the network density (Lin, 2001: 237). In order to foster associationism and virtual social networks, it is necessary to reduce the costs of link creation and maintenance, given that these links require time and effort. Thus, all factors that reduce these costs can lead to an increase in network density, and, therefore, a reduction in the minimum and critical size of the moderate and tolerant groups required to reach political agreement.

**GRÁFICO 4.** *Effect of the network density on the minimum and critical size of a moderate and tolerant population*

(Network structure: small world; 100 political discussion networks;  
 $\alpha = 4$ ;  $\beta = 0,2$ ;  $\eta = 50\%$ ;  $\lambda_{\text{media}} = 50\%$ )



Source: compiled by author.

## 2.2) Gini index

For this case, in order to conduct virtual experiments the structure of the artificial networks needs to have a link distribution that follows a power law,, in which a few agents (called hubs) have many links, but the immense majority have few (scale-free networks) (Barabási, 2002; Barabási and Albert, 1999; Barabási and Bonabeau, 2003). The probability that an agent in the network that is selected at random,  $p(k)$ , is connected with  $k$  agents through links is proportional to  $k^{-\gamma}$ , where  $\gamma$  is the exponent (the majority of networks fulfill  $2 < \gamma < 3$ ), with  $C$  being a constant of proportionality, associated with normalization. Different artificial networks will be used that are governed by different power laws each one characterized by a  $G_I$ . By way of example, table III and figure 5 show one of the power laws used in the experiments.

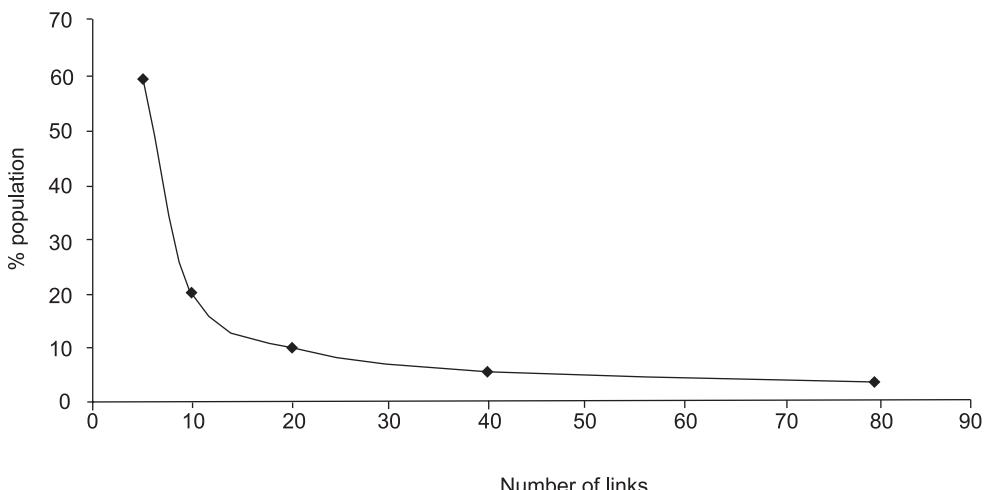
**TABLA 3.** Distribución power-law de los vínculos de una red

Number of weak links	% of the population
5	60
10	20
20	10
40	6
80	4

Source: compiled by author.

The experiment results are displayed in figure 6. To the extent that the inequality of link distribution increases —at least within the range considered— the minimum critical size that a moderate and tolerant group requires to reach consensus on the network increases. While the less unequal networks in the link distribution (with lower  $G_I$ s) need a smaller sized moderate and tolerant population, more unequal networks (with higher  $G_I$ s) require a larger size. An increase in the inequal-

**FIGURE 5.** Power law distribution of network links



Source: compiled by author.

ity of link distribution therefore makes it more difficult to reach consensus in highly-polarized and divided networks.

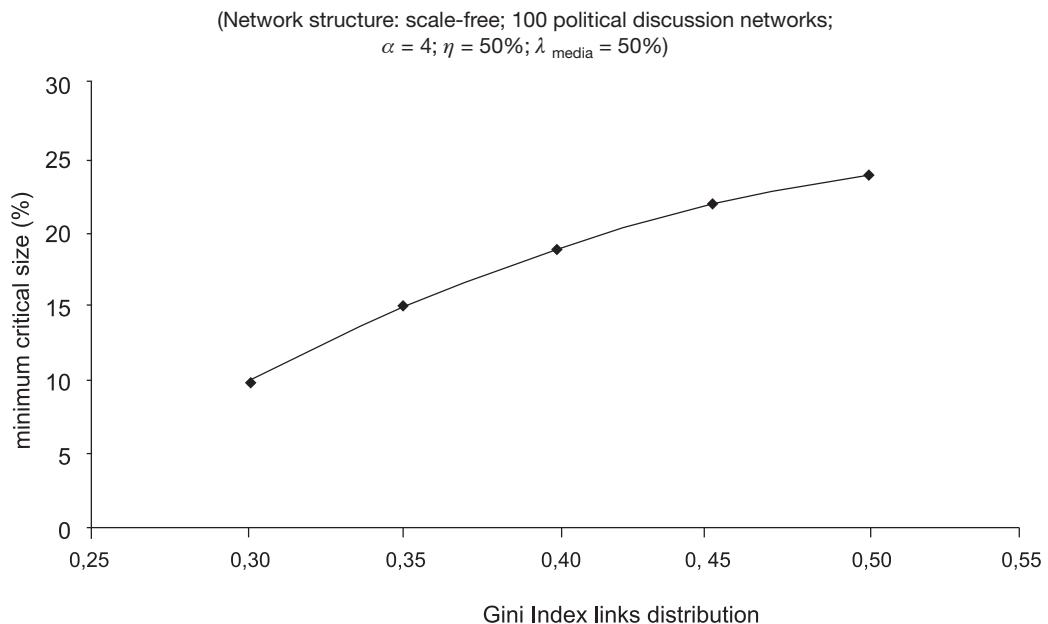
An empirical example exists to support this model in the political conflict between Unionists (Protestants) and Nationalists (Catholics) in Northern Ireland, a deeply divided society that has clashed for centuries. Since the outbreak of the last violent conflict in the sixties through the eighties, the increasing social inequalities in Northern Ireland paralleled the growing political conflict between the two communities. However, from the eighties on, both the social inequalities and the intensity of the political conflict gradually decreased. Thus, there appears to exist a positive correlation between the social inequalities and the political conflict in Northern Ireland (Breen, 2000; Stewart et al., 2005). This empirical correlation fully supports the results of these virtual experi-

ments: as social inequality increases and, therefore (as defended by Coleman (1988) and Lin (2001)), unequal link distribution increases, the minimum size that the moderate and tolerant sectors require in order to lead a highly-polarized and intolerant network to political consensus increases, as the results of the experiments suggest. Consequently, it can be more difficult to prevent political polarization linked to political conflict. In fact, the most effective policies to terminate political conflict in Northern Ireland were the reduction of social inequalities (Stewart, 2002; Ruane and Todd, 1996).

### 3) *The impact of the attributes of the agents on size*

The purpose of this group of experiments is to analyze how the tolerance threshold and the roots of political opinions influence the minimum and critical size that a moderate

**FIGURE 6.** *Effect of the Gini Index links distribution on the minimum critical size to reach consensus*



Source: compiled by author.

and tolerant group requires to lead a highly-polarized and intolerant group to political consensus.

### 3.1) The tolerance threshold

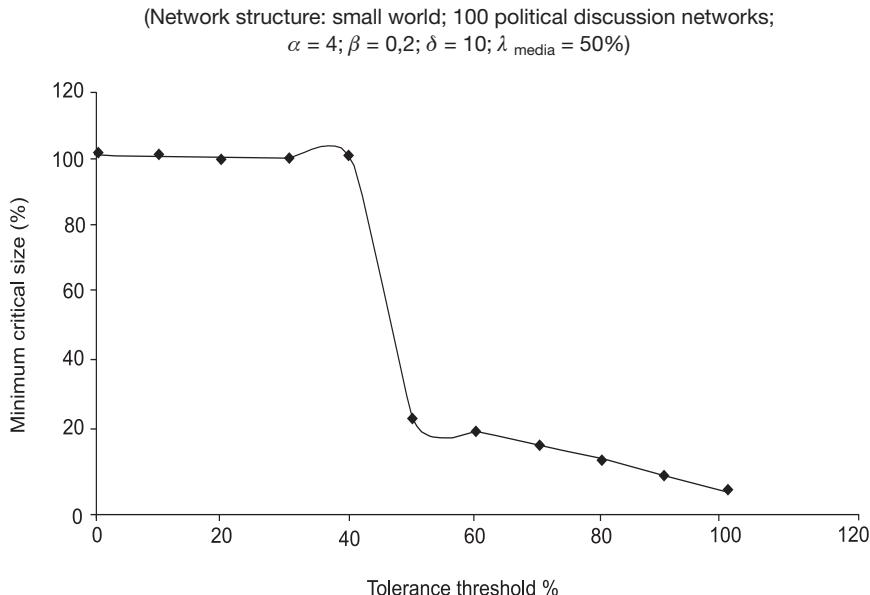
There is enough theoretical evidence (Defuant et al., 2002) to suggest that the higher the tolerance threshold among individuals, the lower the degree of polarization in the society. Virtual experiments conducted here point to the same conclusion. As shown in figure 7, tolerance considerably affects the minimum and critical size of moderate, tolerant groups, and, therefore, the polarization index. In the abscissa axis there is a percentage of the tolerance threshold,  $\eta \% = \eta / \eta_{\max} \cdot 100$ ; with  $\eta_{\max}$  being the maximum distance between political opinions. Networks with low tolerance thresholds require the entire population to be moderate and tolerant in order to reach consensus, whereas networks with

high tolerance thresholds require smaller groups of tolerant and moderate individuals to reach agreement. Thus, all social phenomena that involves increased tolerance —such as social cohesion— reduce the requirements needed to reach agreement; however, social processes that increase intolerance —parallel to social disaggregation— increase the obstacles to reaching consensus.

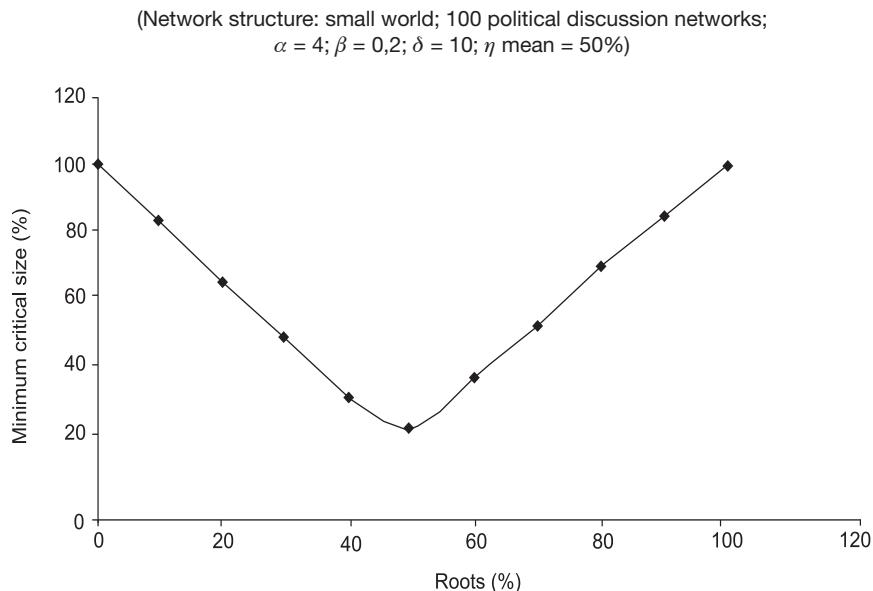
### 3.2) Roots of political opinions

Figure 8 shows the existence of a critical value for the roots of political opinions for which the size of the moderate and tolerant population needs to lead the network to political consensus is minimal. In the abscissa axis there is a percentage for the roots of political opinions,  $\lambda \% = \lambda / \lambda_{\max} \cdot 100$ ; with  $\lambda_{\max}$  being the maximum distance between political opinions. Networks of agents with strong or weakly entrenched political opi-

**FIGURE 7.** Effect of the tolerance threshold on the minimum critical size to reach consensus



Source: compiled by author.

**FIGURE 8.** Effect of the roots of political opinions on the minimum critical size to reach consensus

Source: compiled by author.

nions require larger moderate and tolerant groups to reach political consensus than networks of agents with medium entrenched political opinions. Therefore, it can be claimed that societies with individuals with deep or superficially entrenched political opinions reach political consensus with more difficulty than societies in which political entrenchment is moderate. Although the empirical verification of this interesting hypothesis falls outside the scope of this work, it may be addressed in future research work.

## CONCLUSIONS

The results of the virtual experiments conducted in this project clarify the critical importance of the size of moderate and tolerant groups to achieve political agreement in networks where extremism and intolerance reign: below a certain critical

value, political consensus is almost never reached, while above this value it almost always is. What is crucial from these experiments is obviously not the concrete numerical values of the sizes of the moderate and tolerant groups, which depend in large part on the arbitrary values of the preselected parameters, but on the sigmoid curve of the functions that are kept constant regardless of the values of those initial values. The results also underscore that the aforementioned critical values not only depend on different structural properties of networks such as network density and the degree of link distribution inequality, but also on certain individual attributes such as the tolerance threshold and the roots of the political opinions of the agents. The old argument between the sociology of the structure and of the agency is transferred here to explain the agreement or lack of it on political questions through the combination of the agent-

based simulation and the analysis of social networks<sup>2</sup>.

That the minimum size depends on the structural properties of the networks means that these properties can impede political consensus even if the agents seek convergence on political questions in their interactions, which is the given assumption. Thus, the good will of the individuals of a network is not enough to reach political consensus: the structure of said network is also a crucial factor to take into account. The paradox between the micromotives of the agents that seek political consensus in their interactions and the macroresult of political polarization extended throughout the entire network can be explained adequately by a model that uses agent-based simulation and an analysis of social networks.

This work belongs to an innovative line of sociological research the purpose of which is to analyze the relations between the structure of social networks and the dynamic processes that take place within them. The results of these virtual experiments fully support the thesis that the topological structure of social networks can be a key factor in explaining certain social phenomena (Barabási, 2002; Coleman, Katz and Menzel, 1957; Hedström, 2005; Hedström and Bearman, 2009; Granovetter, 1973; Newman, 2003; Newman et al. 2003; Milgram, 1967; Schelling, 1978; Strang and Soule, 1998; Watts, 2003).

The minimum size also depends on certain attributes of the agents comprising the social networks. On the one hand, the size depends on the degree of tolerance of the individuals, as is suggested in some theoretical work. On the other, the size also depends on the en-

trenchment of political opinions: networks of agents with strong or weakly-rooted opinions reach political agreement with more difficulty than networks of agents with moderately-rooted political opinions.

Last, it should also be noted that the virtual experiments conducted in this project could have some disadvantages: first, as occurs with any other experiment, it is necessary to verify whether the results of these virtual experiments are due to substantive causes or to defects in the programming of the artificial networks. For this, it would be essential to replicate the experiments, in other words, check whether the different programs created by different research teams deliver similar results (García-Valdecasas, 2011; Gilbert, 2008; González-Bailón, 2004).

The second problem stems from the inadequate empirical basis both for the mechanism of interaction between the agents and the details of the structure of the artificial networks. Empirical data from the statistical analysis, from analysis of social networks and laboratory experiments tends to be scarce for evaluating the adjustment between the artificial networks and real social networks. Thus, the virtual experiments conducted in this project without a pertinent empirical basis of comparison cannot be released from a degree of arbitrariness, which is at best uncomfortable (González-Bailón, 2004). However, given the lack or impossibility of obtaining enough empirical data to research political polarization in social networks, virtual experiments with artificial networks are the only way to attempt to address the questions raised here (García-Valdecasas, 2011).

## REFERENCES

- Abramowitz, Alan I. and Kile L. Saunders (2008): "Is Polarization a Myth?", *Journal of Politics*, 70 (2): 542-555.

<sup>2</sup> I am grateful to an anonymous reviewer of the REIS for comments on the importance of this dual dimension (structure and agency) to explain the questions raised here.

- Allison, Paul D. (1978): "Measures of Inequality", *American Sociological Review*, 43: 865-880.
- Amblard, Frédéric and Guillaume F. Deffuant (2004): "The Role of Network Topology on Extremism Propagation with the Relative Agreement Opinion Dynamics", *Physica A*, 343: 725-738.
- Axelrod, Robert (1997a): "Advancing the Art of Simulation in the Social Science", in R. Conte, R. Hegselmann and P. Terna (eds.), *Simulation Social Phenomena*, Berlin: Springer-Verlag.
- (1997b): "The Dissemination of Culture: A Model with Local Convergence and Global Polarization", *Journal Conflict Resolution*, 41: 203-226.
- Baldassarri, Delia and Peter Bearman (2007): "Dynamics of Political Polarization", *American Sociological Review*, 72: 784-811.
- Barabási, Albert L. (2002): *Linked. The New Science of Networks*, Cambridge: Perseus.
- and Reka Albert (1999): "Emergence of Scaling in Random Networks", *Science*, 286: 509-512.
- and Eric Bonabeau (2003): "Redes sin Escala", *Investigación y Ciencia*, julio: 58-67.
- Boccaletti, Stefano et al. (2006): "Complex Networks: Structure and Dynamics", *Physics Reports*, 424: 175-308.
- Breen, Richard (2000): "Class Inequality and Social Mobility in Northern Ireland, 1973-1996", *American Sociological Review*, 65: 392-406.
- Burt, Ronald S. (2004): "Structural Holes and Good Ideas", *American Journal of Sociology*, 110: 349-99.
- (2005): *Brokerage and Closure*, Oxford: Oxford University Press.
- Carrington, Peter J., John Scott and Stanley Wasserman (eds.) (2005): *Models and Methods in Social Network Analysis*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Coleman, James S. (1988): "Social Capital in the Create of Human Capital", *American Journal of Sociology*, 94: 95-120.
- , Herbert Menzel and Elihu Katz (1957): "The Diffusion of an Innovation Among Physicians", *Sociometry*, 20: 253-270.
- Deffuant, Guillaume F. et al. (2000): "Mixing Beliefs Among Interacting Agents", *Advances in Complex Systems*, 3: 87-98.
- et al. (2002): "How Can Extremism Prevail? A Study Based on the Relative Agreement Interaction Model", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 5 (4), (on line). <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/5/4/1.html>, accessed January 1, 2012.
- Diestel, Reinhard (2000): *Graph Theory*, New York: Electronic Edition.
- DiMaggio, Paul, John Evans and Bethany Bryson (1996): "Have Americans' Social Attitudes Become More Polarized?", *American Journal of Sociology*, 102: 690-755.
- Epstein, Joshua M. (2006): *Generative Social Science - Studies in Agent-Based Computational Modelling*, Princeton: Princeton University Press.
- Esteban, Joan M. and Debraj Ray (1994): "On the Measurement of Polarization", *Econometrica*, 62: 19-51.
- Fiorina, Morris P. and Samuel J. Abrams (2008): "Political Polarization in the American Public", *Annual Review of Political Science*, 11: 563-588.
- Fowler, James H. (2005): "Turnout in a Small World", in A. S. Zuckerman (ed.), *The Social Logic of Politics. Personal Networks as Contexts for Political Behaviour*. Philadelphia: Temple University Press.
- Franks, Daniel W. et al. (2008): "Extremism Propagation in Social Networks with Hubs", *Adaptive Behavior*, 16 (4), (on line). <http://eprints.ecs.soton.ac.uk/13480>, accessed January 1, 2012.
- García-Valdecasas, José I. (2011): "La Simulación Basada en Agentes: una nueva forma de explotar los fenómenos sociales", *Revista Española de Investigaciones Sociológicas*, 136: 91-110.
- Gilbert, Nigel (2008): *Agent-Based Models, Quantitative Applications in the Social Science* 153, London: Sage.

- and Andrew Abbott (eds.) (2005): "Social Science Computation", *American Journal of Sociology*, 110 (4): 859-863.
- and Klaus G. Troitzsch (2005): *Simulation for the Social Scientist*, Milton Keynes: Open University Press.
- González-Bailón, Sandra (2004): "¿Sociedades artificiales? Una introducción a la simulación social", *Revista Internacional de Sociología*, 39: 199-222.
- (2006): "The Role of Dynamic Network in Social Capital: A Simulation Experiment", *Papers: Revista de Sociología*, 80: 171-194.
- , Andreas Kaltenbrunner and Rafael E. Banchs (2010): "The Structure of Political Discussion Networks: A Model for the Analysis of Online Deliberation", *Journal of Information Technology*, 25 (2): 230-243.
- Granovetter, Mark (1973): "The Strength of Weak Ties", *American Journal of Sociology*, 76: 1360-1380.
- (1974): *Getting a Job. A Study of Contacts and Careers*, Cambridge: Harvard University Pres.
- Hanneman, Robert A. and Mark Riddle (2005): *Introduction to Social Network Methods*, Riverside: University of California.
- Hedström, Peter (2005): *Dissecting the Social*, Cambridge: Cambridge University Press.
- and Peter Bearman (eds.) (2009): *The Oxford Handbook of Analytical Sociology*, Oxford: Oxford University Press.
- Hegselman, Rainer and Ulrich Krause (2002): "Opinion Dynamics and Bounded Confidence Models, Analysis and Simulation", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 5 (3) (on line). <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/5/3/2.html>, accessed January 1, 2012.
- Holland, John H. (1998): *Emergence: From Chaos to Order*, Cambridge: Perseus Books.
- Hunter, Jaime. D. (1991): *Culture Wars: The Struggle to Define America*, New York: Basic Books.
- La Due Lake, Ronald and Robert Huckfeldt (1998): "Social Capital, Social Networks, and Political Participation", *Political Psychology*, 19: 567-584.
- Latané, Bibb (1981): "The Psychology of Social Impact", *American Psychologist*, 36: 343-356.
- Lazarsfeld, Paul and Robert K. Merton (1954): "Friendship as a Social Process: A Substantive and Methodological Analysis", in M. Berger, T. Abel and C. H. Page (eds.), *Freedom and Control in Modern Society*, New York: Van Nostrand.
- Lin, Nan (2001): *Social Capital. A Theory of Social Structure and Action*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Macy, Michael W. and Andreas Flache (2009): "Social Dynamics from the Bottom Up: Agent-Based Model of Social Interaction", in P. Hedström and P. Bearman (eds.), *The Oxford Handbook of Analytical Sociology*, Oxford: Oxford University Press.
- , James A. Kitts and Andreas Flache (2003): "Polarization in Dynamic Networks: Hopfield Model Emergent Structure", in R. Breiger, K. Carley and P. Pattison (eds.), *Dynamic Social Network Modelling and Analysis*, Washington, D. C.: National Academy of Sciences.
- and Robert Willer (2002): "From Factors to Actors: Computational Sociology and Agent-Based Modelling", *Annual Review of Sociology*, 28: 143-166.
- McPherson et al. (2001): "Birds of a Feather: Homophily in Social Networks", *Annual Review of Sociology*, 27: 415-444.
- Milgram, Stanley (1967): "The Small World problem", *Psychology Today*, 2: 60-67.
- Molina, José Luis (2001): *El Análisis de Redes Sociales. Una Introducción*, Barcelona: Edicions Bellaterra.
- Montalvo, José G. and Marta Reynal-Querol (2005): "Ethnic Polarization, Potential Conflict, and Civil Wars", *American Economic Review*, 95: 796-815.
- Moody, James (2009): "Network Dynamics", in P. Hedström and P. Bearman (eds.), *The Oxford Handbook of Analytical Sociology*, Oxford: Oxford University Press.

- Newman, Mark E. J. (2003): "The Structure and Function of Complex Networks", *SIAM Review*, 45: 167-256.
- , Albert Barabási and Duncan J. Watts (2003): *The Structure and Dynamics of Networks*, Princeton: Princeton University Press.
- Nowak, Andrzej, Jacek Szamrej and Bibb Latané (1990): "From Private Attitude to Public Opinion: A Dynamic Theory of Social Impact", *Psychological Review*, 97: 362-376.
- Pérez-Díaz, Víctor (2003): "De la Guerra Civil a la sociedad civil: el capital social en España entre los años treinta y noventa del siglo XX", in R. Putnam (ed.), *El Declive del Capital Social*, Barcelona: Círculo de Lectores.
- Putnam, Robert D. (2000): *Bowling Alone. The Collapse and Revival of American Community*, New York: Simon and Schuster.
- Requena, Félix (1989): "El concepto de red social", *Revista Española de Investigaciones Sociológicas*, 48: 137-152.
- (ed.) (2003): *Análisis de redes sociales: orígenes, teorías y aplicaciones*, Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Rodríguez, Josep A. (1995): *Análisis estructural y de redes*, Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Ruane, Joseph and Jennifer Todd (1996): *The Dynamics of Conflict in Northern Ireland*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Schelling, Thomas C. (1978): *Micromotives and Macrobbehavior*, New York: W. W. Norton.
- Siegel, David A. (2009): "Social Networks and Collective Action", *American Journal of Political Science*, 53: 122-138.
- Stewart, Frances (2002): "Horizontal Inequalities: A Neglected Dimension of Development", *QEH Working Paper Series*, Oxford: Queen Elizabeth House, University of Oxford.
- et al. (2005): "Social Exclusion and Conflict: Analysis and Policy Implications", *CRISE Policy Paper*, Centre for Research on Inequality, Human Security and Ethnicity, Queen Elizabeth House, University of Oxford.
- Strang, David and Sarah A. Soule (1998): "Diffusion in Organizations and Social Movement: From Hybrid Corn to Poison Pills", *Annual Review of Sociology*, 24: 265-290.
- Sznajd-Weron, Katarzyna and Jozef Sznajd (2000): "Opinion Evolution in Closed Community", *International Journal of Modern Physics C*, 11 (6): 1157-1165.
- Wasserman, Stanley and Katherine Faust (1994): *Social Network Analysis*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Watts, Duncan J. (1999a): "Network, Dynamic and Small-World Phenomenon", *American Journal of Sociology*, 105: 493-527.
- (1999b): *Small Worlds: The Dynamic Between Order and Randomness*, Princeton: Princeton University Press.
- (2003): *Six Degrees: The Science of a Connected Age*, New York: Norton.
- and Steven H. Strogatz (1998): "Collective Dynamics of "Small World" Networks", *Nature*, 393: 440-442.
- Wilensky, Uri (1999): *NetLogo* [Computer software], Evanston: Northwestern University, Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling.
- Wuthnow, Robert (1989): *The Struggle for America's Soul: Evangelicals, Liberals, and Secularism*, Grand Rapids: Erdmans.

**RECEPTION:** February 22, 2012

**ACCEPTANCE:** January 10, 2013