The background of the cover is a complex network diagram. It consists of numerous nodes, represented by small grey spheres, connected by thin grey lines. The nodes are arranged in a way that suggests a large, interconnected social network. Some nodes are larger than others, and the connections between them form a dense, web-like structure. The overall appearance is that of a digital or social network visualization.

Universidad de Granada
Facultad de Ciencias Políticas y Sociología
Departamento de Sociología
Memoria de Tesis Doctoral

**ANÁLISIS DEL EFECTO DE LA ESTRUCTURA
TOPOLÓGICA DE LAS REDES SOCIALES COMPLEJAS
SOBRE LA GÉNESIS DE CAPITAL SOCIAL
A TRAVÉS DE SIMULACIONES INFORMÁTICAS
BASADAS EN AGENTES**

Autor: José Ignacio García-Valdecasas Medina

Director: Pedro Castón Boyer

Granada, enero 2010

Editor: Editorial de la Universidad de Granada
Autor: José Ignacio García Valdecasas Medina
D.L.: En trámite
ISBN: En trámite

Prof. Dr. D. Pedro Castón Boyer, Catedrático de Sociología de la Universidad de Granada

CERTIFICA: Que el presente trabajo titulado “**Análisis del efecto de la estructura topológica de las redes sociales complejas sobre la génesis de capital social a través de simulaciones informáticas basadas en agentes**”, ha sido realizado bajo mi dirección por D. José Ignacio García-Valdecasas Medina, para optar al grado de Doctor por la Universidad de Granada.

Y para que conste, se firma el presente certificado

Fdo. Pedro Castón Boyer

“Tú has ordenado todas las cosas por su medida, cantidad y peso”

Rey Salomón

“El libro del Universo está escrito en caracteres matemáticos”

Galileo Galilei

“For anyone who wants to promote truth and enlightenment it is a necessity and even a duty to train himself in the art of expressing things clearly and unambiguously –even if this means giving up certain niceties of metaphor and clever double meanings”

Karl Popper

“Una interpretación tal que permite contar, calcular, pesar, ver y palpar, y nada más, eso es una torpeza y una ingenuidad, suponiendo que no sea una enfermedad mental ni un idiotismo”

Friedrich Nietzsche

“La técnica moderna lleva al extremo la voluntad de poder del hombre, mas en ese querer imponer en todo, el hombre mismo sucumbe, se ve amenazado y cosificado por su delirio técnico y, a resulta de todo ello, queda cada vez más desarraigado y desprotegido”

Martin Heidegger

Agradecimientos

Esta investigación, sin duda, nunca hubiera sido posible sin las numerosas muestras de cariño y confianza, así como los recursos de formación e información que me ha brindado mi red personal de familiares, amigos, colegas y conocidos durante estos últimos cuatro años. Ha sido, sobre todo, el capital social generado en estas redes lo que me ha permitido descubrir otras maneras de hacer sociología, conocer nuevas herramientas para analizar interesantes problemas sociales y, finalmente, escribir mi tesis doctoral. Por lo tanto, los agradecimientos van dirigidos a todas esas personas que –a través de mis relaciones personales- me han ayudado y apoyado de múltiples maneras a realizar este trabajo.

En primer lugar, me gustaría darle las gracias a mi director de tesis, Pedro Castón Boyer, por sus valiosos consejos y sugerencias sabias, desde hace muchísimos años. Tengo que agradecer también a mi compañero del Departamento de Sociología de Granada, Antonio M. Jaime-Castillo, los comentarios y críticas siempre inteligentes y sugerentes de cada uno de los capítulos de la tesis. Pero la investigación no sólo se ha gestado en mi “cluster” granadino, sino que también se ha beneficiado de ideas atractivas que han fluido por los “puentes estructurales” que me han comunicado con las Universidades de Oxford y Leicester en el Reino Unido. Así pues, me gustaría también dar las gracias a Peter Hedström por comentar el primer borrador de la tesis y convencerme de que la sociología analítica es una buena forma de investigar en ciencias sociales; el segundo capítulo de la tesis es, de hecho, un diálogo con su obra donde acepto, matizo o critico algunas de sus ideas. También me gustaría agradecer a Edmund Chattoe-Brown la atenta supervisión de mis experimentos virtuales y los comentarios línea por línea de muchos de los programas informáticos que he escrito.

En segundo lugar, esta tesis parte en gran medida del trabajo ya iniciado por dos jóvenes investigadores españoles: Sandra González Bailón y Francisco Herreros Vázquez. Por un lado, los artículos de Sandra me han ayudado a entender la relación entre la estructura de las redes sociales y la génesis de capital social; por otro lado, la propia tesis doctoral de Francisco ha sido de gran importancia para definir de manera clara y rigurosa el concepto de capital social. Las ideas de ambos fueron realmente el punto de partida de mi trabajo.

Tengo que agradecer a mi mujer, Rufina Martínez, no sólo la edición y diseño de la tesis, sino también sus finos comentarios gramaticales y sus críticas sin piedad de muchos de los argumentos vertidos en este trabajo. Me gustaría también darle las gracias a mi amigo Martin Hyams, sociólogo de a pie, por su paciencia y ayuda con mi inglés, así como por sus advertencias de pisar la tierra y no navegar por los cielos cuando se hace investigación sociológica.

La tesis no sólo se ha nutrido de valiosos vínculos débiles repartidos por varias universidades, instituciones y países, sino que también ha contado con numerosos vínculos fuertes. En primer lugar, me gustaría dedicar esta tesis doctoral a mi madre, María José, a la que perdí cuando éramos todavía demasiado jóvenes: ella siempre creyó en mi proyecto personal y me apoyó en los momentos difíciles. Estoy seguro de que se sentiría orgullosa del trabajo aquí realizado. En segundo lugar, a mi mujer, Rufi, por su amor e inteligencia, sin ella verdaderamente nada de lo que he hecho hubiera sido posible. Por último, a mi hija, Leticia, por su alegría desbordante y por su facilidad para crear redes sociales.

No puedo dejar de mencionar al resto de mi familia: a mi padre, a mis hermanas y a mi hermano, a mis tías, sobrinas/os, primas/os: lo que soy se lo debo a ellos. Tampoco puedo olvidar el cariño y la generosidad siempre mostrada por mi familia de Elche. Y por supuesto a mis amigos de siempre, con los que sé que cuento; a los nuevos con los que he podido compartir mi interés por la cuestión pública; y a mis compañeros y amigos de los Departamentos de Sociología de Granada, Oxford y Leicester.

Este trabajo, además, no sólo ha contado con abundantes recursos de capital social, sino también con el capital económico que me ha brindado el Ministerio de Educación mediante una beca de “Formación del Profesorado Universitario”, un contrato de investigación y una indispensable ayuda para realizar mis estancias en el extranjero. También he contado con las reservas de capital humano acumulado con esfuerzo a través de los años gracias a la formación académica en ciencias positivas y humanas que finalmente me permitieron desarrollar una tesis de este tipo.

Por último, señalar que verdaderamente he disfrutado realizando esta investigación donde he podido aunar mi vocación por la filosofía, las ciencias “duras” y la programación informática con mi interés por las cuestiones sociales, políticas y económicas. Espero también que esta tesis pueda contribuir al proyecto de construir una sociedad buena donde sea posible una vida buena, tal como fue definida por la filosofía griega. Mereció la pena dejar un puesto de trabajo cómodo y bien remunerado en un laboratorio de hospital para dedicarme al camino inseguro pero apasionante de la investigación social. Sólo me resta decir que espero haber contribuido con este trabajo a dar un pequeño paso en ese maravilloso proyecto intelectual de la humanidad que es la ciencia.

Leicester, octubre 2009

ÍNDICE

PARTE PRIMERA MARCO TEÓRICO

Capítulo I. Planteamiento y relevancia de la investigación	página 1
1.1 La sociología analítica	2
1.2 El capital social	3
1.3 La simulación informática	5
1.4 Las redes sociales	5
1.5 La desigualdad en capital social	6
Capítulo II. Una nueva forma de hacer sociología: la sociología analítica. Consideraciones ontológicas, epistemológicas y metodológicas	9
2.1 La sociología analítica	9
2.1.1 Explicación y mecanismo	10
2.1.2 Disección y abstracción	13
2.1.3 Acción e interacción	14
2.2 Teoría, explicación y mecanismo	17
2.2.1 Diferentes concepciones de la teoría sociológica	17
2.2.2 Distintas concepciones de explicación	18
a) Explicaciones de cobertura legal	19
b) Explicaciones de corte estadístico	23
c) Explicaciones basadas en mecanismos	28
2.3 La teoría de los deseos, creencias y oportunidades	34
2.4 Interacción social, cambio social y simulaciones informáticas	43
2.4.1 La complejidad entre lo individual y lo social	45
2.4.2 Distinciones metodológicas y ontológicas:	
lo individual y lo social	50
2.4.3 La simulación informática basada en agentes	53

PARTE SEGUNDA
ANÁLISIS CONCEPTUAL

Capítulo III. Definición de red social	57
3.1 Definición de grafo	59
3.2 Teoría de grafos	62
3.3 Propiedades estructurales de los grafos	63
a) Densidad de red	64
b) Longitud de paso	65
c) Coeficiente de clustering	66
d) Índice de desigualdad en la distribución de vínculos	67
3.4 El análisis de redes sociales	72
a) Consideraciones metodológicas	72
b) Representación de nodos y vínculos	75
c) Redes simples y complejas, sociocéntricas y egocéntricas	80
3.5 Características de las redes sociales	83
a) Mundo pequeño	86
b) Escala libre	96
c) “Asortatividad”	103
Capítulo IV. Definición de capital social	107
4.1 Definición de capital y tipos de capital: físico, humano y social	109
4.2 Diferentes definiciones de capital social	111
4.3 Definición estructural de capital social	116
a) “Brokerage”	118
b) “Closure”	123

4.4 Definición operativa de capital social	130
a) Obligaciones de reciprocidad	130
b) Información	135
4.5 Tipos de redes sociales y clases de capital social	138
a) Redes sociales formales vs. Redes sociales informales	138
b) Redes sociales densas vs. Redes sociales tenues	139
c) Redes sociales “hacia dentro” vs. Redes sociales “hacia fuera”	139
d) Redes sociales vinculantes vs. Redes sociales que tienden puentes	140
Capítulo V. Definición de simulación informática	143
5.1 Definición de simulación	143
5.2 Definición de simulación basada en agentes	147
a) Método informático	147
b) Experimentos virtuales	148
c) Agentes	150
d) Entorno	151
5.3 Un ejemplo clásico de modelo basado en agentes	155
5.4 Etapas de investigación de la simulación basada en agentes	159
a) Diseño y construcción del modelo	160
b) Verificación	161
c) Validación	162
5.5 Simulación y complejidad	164

PARTE TERCERA
APLICACIONES PRÁCTICAS DE LA SIMULACIÓN

Capítulo VI. Valoración de las tesis sobre capital social	167
6.1 Análisis del impacto de la densidad de red en la longitud media de paso en distintas configuraciones de red	170
a) Redes igualitarias	170
b) Redes al azar	172
c) Redes desiguales	174
d) Conclusiones del experimento	175
6.2 Análisis de la influencia de la densidad de red en el coeficiente de clustering en diferentes configuraciones de red	178
a) Redes igualitarias	179
b) Redes al azar	180
c) Redes desiguales	181
d) Conclusiones del experimento	182
6.3 Análisis del efecto de diversas estructuras de red en la velocidad de difusión de la información	185
a) Redes igualitarias	186
b) Redes al azar	187
c) Redes desiguales	188
d) Conclusiones del experimento	190
6.4 Análisis del impacto del grado de desigualdad de la distribución de vínculos en la longitud media de paso	193
a) Redes deficitarias	193
b) Redes desarrolladas	194
c) Redes opulentas	195
d) Conclusiones del experimento	197

6.5 Análisis del efecto del grado de desigualdad de la distribución de vínculos en el coeficiente de clustering	198
a) Redes deficitarias	198
b) Redes desarrolladas	200
c) Redes opulentas	201
d) Conclusiones del experimento	202
Capítulo VII. Estructura de red, capital social y polarización política	205
7.1 Planteamiento y pertinencia de los experimentos	205
7.2 Modelos de polarización	207
7.3 Características del modelo	210
7.4 Análisis de la influencia de la densidad de red sobre el índice de polarización en diferentes tipos de estructuras de red	213
7.5 Análisis del impacto de distintos tipos de estructuras de red en el tiempo para alcanzar consenso político	217
7.6 Análisis del efecto del grado de desigualdad de la distribución de vínculos en la polarización política en redes de libre escala	219
7.7 Análisis de la influencia del umbral de tolerancia de los individuos en el índice de polarización en diferentes tipos de estructuras de red	220
7.8 Análisis del tamaño mínimo crítico que debe tener un grupo moderado para llevar al consenso a una sociedad altamente polarizada e intolerante	222
7.9 Análisis de la influencia del grado de desigualdad de la distribución de vínculos en la masa mínima crítica moderada para alcanzar el consenso	226

PARTE FINAL
CONCLUSIONES

Capítulo VIII. Conclusiones finales, discusión e implicaciones	229
8.1 El capital social	229
8.2 La simulación informática	229
8.3 La estructura de redes sociales	232
8.4 Estructura de redes y capital social	232
8.5 Estructura de redes y polarización política	233
Outline of the thesis	237
1. Introduction	237
2. Conclusions	242
Referencias Bibliográficas	249
Índice de Figuras	267
Índice de Gráficas	269
Índice de Tablas	271
Anexos	CD

PARTE PRIMERA

MARCO TEÓRICO

Capítulo I. Planteamiento y relevancia de la investigación

La sociología nació con vocación científica y, por tanto, con el propósito de aplicar la racionalidad empírica al estudio de la realidad social. Sin embargo, dos siglos después, la sociología parece no gozar de buena salud científica (Aguilar, de Francisco y Noguera 2009): por un lado, la influencia de corrientes irracionistas ha llevado a una parte de la sociología hacia el oscurantismo teórico y la vaguedad conceptual (Noguera 2006); por otro lado, la insuficiente capacidad explicativa de los fenómenos sociales que posee la propia teoría e investigación sociológica ha favorecido el desarrollo de una disciplina fragmentada y confusa (Hedström 2005).

De este modo, el principal problema del estatus de la sociología como disciplina científica no sólo atañe a corrientes muy influyentes que se deslizan por el camino del irracionismo, que están obviamente fuera del ámbito de la ciencia, sino al propio corazón de la teoría e investigación sociológica, que aun siendo científica, posee una limitada capacidad explicativa de los procesos sociales objeto de su estudio. Autores como Boudon (2002), Coleman (1986), Elster (2007), Hedström (2005), entre otros, han señalado que gran parte de la teoría sociológica se desarrolla sin ninguna base empírica específica, y asimismo la investigación empírica –a menudo- no es más que un mero juego estadístico carente de fundamento teórico alguno. La investigación empírica sin teoría sociológica que la dirija anda desorientada; de la misma manera que la teoría sociológica sin conceptos claros y precisos e investigación empírica que la fundamente es irrelevante.

El principal reto de esta tesis doctoral, pues, es intentar fomentar una sociología comprometida con su meta inicial, a saber, la aplicación del método científico con el objetivo de conocer el mundo social. Para ello, por un parte, se pretende apostar por la claridad teórica y la precisión conceptual, lejos de las corrientes irracionistas; y, por otra parte, se intenta desbrozar un camino entre una sociología empirista, basada sólo en datos numéricos, y otra sociología racionalista, asentada únicamente en conceptos

grandilocuentes, con el objetivo de ayudar a superar el estado de vaguedad, confusión y fragmentación en el que se encuentra una parte importante de la sociología.

1.1 La sociología analítica

Este trabajo intenta seguir el camino metodológico trazado por la sociología analítica (Barbera 2004; 2006; Hedström 2005; 2006; Hedström y Bearman 2009a; y Hedström y Swedberg 1998a), que pretende *explicar* fenómenos sociales. Mientras que algunas corrientes sociológicas ponen el acento en sugerentes *interpretaciones* de hechos sociales -más propio de la filosofía social-; otras se ocupan de *describir* acertadamente procesos sociales, como es el caso de la estadística social; sin embargo, la sociología analítica se presenta como una estrategia que pretende *explicar* fenómenos sociales basándose tanto en *descripciones* como en *interpretaciones* de dichos fenómenos. Muchos sociólogos posiblemente estarían de acuerdo en defender que lo genuino de la sociología como disciplina científica consiste en explicar fenómenos sociales y, por tanto, podrían asumir lo dicho anteriormente. No obstante, el problema estriba en que los sociólogos no se ponen de acuerdo sobre lo que debe ser una explicación adecuada en el campo de las ciencias sociales. La sociología es una disciplina dividida, y el término “explicar” significa distintas cosas para diferentes sociólogos.

Siguiendo la estela de la sociología analítica, esta investigación pretende sugerir que las explicaciones basadas en mecanismos son las explicaciones más apropiadas para las ciencias sociales (Bunge 2000; Elster 1989; Hedström 2005; 2006; Hedström y Swedberg 1998a; y Merton 1967). Según esta perspectiva, explicar un fenómeno social consiste en hacer referencia al mecanismo a través del cual se genera el fenómeno que se desea explicar. A modo de ejemplo, supongamos que se observa una relación sistemática entre dos eventos sociales, A y B. Para la sociología analítica, explicar la relación entre ambos eventos supone buscar un mecanismo, M, mediante el cual la causa A genera el efecto B. Por tanto, explicar no consiste meramente en poner de manifiesto la relación entre eventos sociales, sino en buscar los mecanismos causales a través de los cuales dichos eventos están relacionados. Todas estas consideraciones son quizás más propias de la filosofía de la ciencia que de la sociología; sin embargo, tienen importantes consecuencias para la teoría e investigación sociológica; y, por esta razón son tratadas en esta tesis.

Las explicaciones de fenómenos sociales basadas en mecanismos hacen necesariamente referencia a las acciones de los agentes sociales que constituyen el fenómeno que se quiere explicar. Es decir, las relaciones entre fenómenos sociales pueden hacerse inteligibles invocando explícitamente las acciones de dichos agentes. La sociología analítica trata, en este sentido, de explicar procesos sociales teniendo en cuenta las acciones de los actores que causan el proceso que se desea explicar. Por otro lado, dicha explicación debe tener presente no sólo las acciones, sino también la estructura de interacción entre las acciones de los actores, es decir, la estructura de las redes sociales en la que tales actores sociales están inmersos ya que la referencia a las acciones de los actores es condición necesaria, pero insuficiente para explicar adecuadamente los fenómenos sociales. Así pues, debe ser señalado que la apuesta por la sociología analítica no implica ningún tipo de compromiso con algún individualismo metodológico extremo que niegue la importancia de las estructuras sociales preexistentes, sino que podría adherirse a una concepción denominada individualismo estructural (Hedström y Bearman 2009b). En este sentido, uno de los objetivos principales de este trabajo consiste en defender los principios de la sociología analítica y tratar de persuadir a la propia sociología de la relevancia de mantener una mirada más analítica de la realidad social a través de mecanismos explicativos que tengan en cuenta tanto las acciones de los agentes como la estructura de interacción entre tales agentes.

1.2 El capital social

Esta tesis doctoral trata de explicar un fenómeno social, a saber, la génesis de capital social, haciendo referencia al mecanismo a través del cual dicho capital social se genera; y dicho mecanismo, a su vez, debe hacer alusión tanto a las acciones de los agentes como a la estructura de interacción entre las acciones de dichos agentes.

La tesis central de la teoría del capital social asumida en esta investigación es sumamente simple: las redes sociales importan (Putnam 1993). Las redes sociales puede generar capital social y el capital social puede producir beneficios tanto públicos como privados. Así pues, las redes sociales son importantes porque puede crear ventajas para la sociedad en general así como para los individuos en particular. Esta idea parece estar respaldada por numerosas investigaciones que pretenden poner de manifiesto la relación entre redes sociales, capital social y beneficios públicos y privados (Kawashi, Subramanian y Kim 2007; Putnam 1993; 1995; 2000; entre otros muchos). Los

individuos construyen y mantienen redes sociales buscando muchas veces en ellas beneficios privados (ayuda, salud, trabajo, amor, reconocimiento, felicidad, etc.), pero a la vez -sean conscientes o no de ello- pueden generar beneficios públicos (confianza social, desarrollo económico, compromiso democrático, etc.). De aquí que algunos teóricos actuales del capital social parafraseen a Mandeville y sostengan que los vicios privados pueden llegar a ser virtudes públicas.

La pregunta acerca de cómo invertir en capital social -que tan buenos efectos parece poseer- puede ser una cuestión a considerar tanto para el desarrollo de la sociedad como para el de los individuos. Ahora bien, responder a ésta cuestión referente al capital social implica dar respuesta previamente a otra cuestión: qué se entiende por capital social (Bourdieu 1985; Coleman 1988, 1990; y Lin 2001). Así pues, el primer objetivo específico es intentar definir con claridad y precisión el concepto de capital social, relacionándolo tanto con las acciones de los individuos como con la estructura de interacción en la que éstos se hayan inmersos.

La tesis defendida por Putnam (2000) sobre la importancia del asociacionismo cívico para el fomento de la democracia; la tesis popularizada por Fukuyama (1995) acerca del vínculo entre asociacionismo ciudadano y desarrollo económico; la tesis sostenida por Bourdieu (1985) sobre la pertinencia de las comunidades cerradas y densas para la cooperación entre sus miembros; la tesis afirmada por Coleman (1990) acerca de la relevancia de grupos densos y cerrados para el sentimiento de seguridad de los individuos; la tesis de Burt (1992 y 2005) sobre la importancia de los puentes estructurales para tener ideas más brillantes; y la tesis de Granovetter (1973) acerca de la relevancia de los vínculos débiles para encontrar empleo, son aceptadas por la mayoría de los sociólogos, aunque no hay hasta el momento evidencias empíricas definitivas que sostenga casi todas estas tesis. Todo lo que Putnam y Fukuyama, por ejemplo, pueden mostrar es cierta correlación entre la extensión de las redes sociales formales de la sociedad y el nivel de participación política o de actividad económica de dicha sociedad (González 2006); pero esto no prueba de manera concluyente que las redes sociales tengan buenas consecuencias para la democracia y la economía. No hay datos empíricos suficientes que puedan sustentar las tesis que defienden, y, lo que es más grave, posiblemente nunca dispongamos de datos empíricos completos que apoyen dichas tesis.

1.3 La simulación informática

Sin embargo, la simulación informática basada en agentes puede proporcionar datos virtuales cuyos equivalentes empíricos sean difíciles o imposibles de conseguir en la investigación estándar, y que, además, sean adecuados para evaluar las tesis de los teóricos del capital social anteriormente citados. Esta novedosa técnica que utiliza la potencia y la rapidez de los ordenadores actuales permite crear redes sociales artificiales similares a las redes sociales reales en lo que a los aspectos estructurales se refiere, superando las limitaciones propias de la investigación empírica. Así pues, el segundo objetivo específico consiste en justificar la simulación informática como técnica de investigación para poder contrastar y evaluar con datos virtuales las tesis que defienden los autores citados. Para ello es necesario utilizar algún lenguaje o entorno de programación adecuado con el propósito de crear redes virtuales así como un programa de análisis de redes que determine las propiedades estructurales de dichas redes. Esta tesis doctoral utiliza C++ y NetLogo como lenguajes de programación, y Ucinet y Visone como programas de análisis de redes.

Pero no sólo no hay datos empíricos suficientes que sustenten las tesis de los teóricos del capital social anteriormente citados, sino que además no hay ningún acuerdo sobre cómo las redes sociales podrían generar capital social. Es decir, la mayoría de estos autores no consiguen dar una explicación satisfactoria de los mecanismos que subyacen a la formación de capital social a partir de las acciones de los agentes sociales y de la estructura de las redes sociales.

1.4 Las redes sociales

Los análisis tradicionales sobre redes sociales, desarrollados por Granovetter, Milgram y Coleman, en torno a conceptos como “vínculos débiles”, “seis grados” y difusión de la innovación, dejan clara la importancia de las propiedades estructurales de las redes sociales sobre los procesos dinámicos que tienen lugar dentro de ella (Coleman y col. 1957; Granovetter 1973; y Milgram 1967). Asimismo, los análisis actuales acerca de la estructura global de las redes, desplegados por Watts, Barabási y Newman, sobre términos como “mundo pequeño” (*small world*), “libre escala” (*scale free*) y “asortatividad”, subrayan el profundo impacto de la estructura de la red de redes sociales sobre los fenómenos sociales (Barabási 2002; Newman 2003; y Watts 2003). Sin embargo, ninguno de los análisis tradicionales –y prácticamente casi ninguno de los

actuales- mantienen ideas concluyentes acerca de los mecanismos que subyacen a los procesos de formación de capital social. Así pues, el tercer objetivo consiste en proponer un mecanismo causal que explique cómo la estructura de las redes sociales a través de las acciones de los individuos puede generar capital social.

Pero no sólo no hay acuerdo sobre cómo las redes sociales podrían generar capital social, sino que además no existe ningún consenso sobre cómo el capital social podría mejorar la democracia, estimular la economía, generar cooperación, desarrollar seguridad, etc. Es decir, no hay acuerdo sobre cómo el capital social podría generar beneficios públicos y privados. En este sentido, el cuarto objetivo consiste en tratar de dilucidar cómo la estructura de las redes sociales a través del capital social que puede generar influye en un aspecto particular de las sociedades democráticas decisivo para su bienestar, a saber, el consenso, la polarización y la fragmentación política en entornos democráticos donde los individuos tratan de buscar acuerdos entre sí.

1.5 La desigualdad en capital social

Según Putnam (1995 y 2000), una de las condiciones necesarias para el buen funcionamiento de la democracia liberal y para el desarrollo de la economía de mercado es que la sociedad disponga de suficientes recursos de capital social. El hecho de que haya un déficit o un declive de capital social en las sociedades occidentales, como defiende el propio Putnam, explicaría quizás las numerosas deficiencias en el funcionamiento democrático y en el desarrollo económico. Dicho esto, cabe preguntarse cómo se puede invertir en capital social, y cómo afecta la desigualdad en capital social – relacionada con la desigualdad social (Coleman 1988; y Lin 2001)- a la propia génesis de capital social. El último objetivo consiste en analizar, por una parte, cómo la desigualdad en capital social -medida como índice de Gini de la distribución de vínculos sociales- incide en la misma génesis de capital social, con el propósito de saber cómo podría invertirse en dicho capital; y, por otra parte, cómo tal desigualdad influye en el grado de polarización política en entornos democráticos. A pesar de la complejidad de estas preguntas, este trabajo intentará ofrecer una primera aproximación a través de las técnicas de simulación informática basada en agentes y del análisis de redes sociales.

En resumen, esta tesis doctoral está dedicada, en primer lugar, a presentar y discutir una nueva forma de hacer sociología que algunos académicos han titulado como

sociología analítica. En segundo lugar, se pretende definir con claridad y rigor los términos fundamentales de este trabajo de investigación, a saber, red social y capital social. En tercer lugar, se intenta justificar la simulación basada en agentes y el análisis de redes sociales como técnicas adecuadas de investigación para las ciencias sociales, y, en particular, para analizar el impacto de la estructura de las redes sociales en la génesis de capital social. Se pretende realizar, por último, una serie de experimentos virtuales que pongan de manifiesto cómo la estructura topológica de las redes sociales influye en los procesos dinámicos que tienen lugar dentro de ellas, y, en especial, cómo la desigualdad en capital social influye en la propia génesis de capital social y en la polarización política.

Capítulo II. Una nueva forma de hacer sociología: la sociología analítica. Consideraciones ontológicas, epistemológicas y metodológicas.

2.1 La sociología analítica

A lo largo de las últimas décadas, algunos destacados sociólogos occidentales (Boudon 2002; Coleman 1986; y Hedström 2005) han señalado que tanto la teoría como la investigación sociológica poseen escaso poder explicativo de los fenómenos sociales. Estos autores consideran que muchos estudios de teoría sociológica se han convertido en una forma de filosofía social sin ninguna base empírica específica, y además muchos trabajos de investigación sociológica no son más que un mero análisis estadístico sin ningún fundamento teórico preciso. Sin embargo, parafraseando a Kant, una teoría sociológica sin observaciones empíricas es “totalmente vacía”, y una investigación sociológica sin referencias teóricas es “completamente ciega”. Así pues, el principal reto de esta tesis doctoral es intentar contribuir, desde el enfoque de la sociología analítica, a desbrozar un camino entre una sociología empirista basada sólo en datos estadísticos, y una sociología racionalista fundamentada únicamente en teorías filosóficas.

El propósito de este capítulo es presentar y discutir la lógica de una nueva forma de hacer sociología que algunos autores han calificado como “sociología analítica” (Hedström 2005; 2006; Hedström y Bearman 2009; Hedström y Swedberg 1998; y Noguera 2006). Esta novedosa manera de entender la sociología evita, por un lado, recoger datos empíricos sin sentido, y, por otro lado, especular con conceptos teóricos oscuros. A lo largo de estas páginas, se irá desvelando cómo la sociología analítica intenta vincular e integrar teoría sociológica e investigación empírica, sin caer en la tentación del eclecticismo empirista de muchas investigaciones sociológicas de carácter estadístico, o en la grandilocuencia racionalista de muchas teorías sociológicas de naturaleza filosófica. Naturalmente no se intenta desprestigiar a la filosofía social o al análisis estadístico, tan importantes en sí mismos; tan sólo se pretende subrayar el hecho que la sociología analítica debe y puede desarrollar su propio camino en continuo diálogo tanto con la filosofía social como con el análisis estadístico.

En la primera parte del capítulo se realizará un breve recorrido por los rasgos centrales de la sociología analítica, que podrían ser recogidos en la siguiente serie de

términos, a saber, explicación, mecanismo, disección, abstracción, acción e interacción, mientras que los argumentos a favor de la sociología analítica serán discutidos y valorados en páginas posteriores. Es importante clarificar los principios básicos de la sociología analítica, así como evaluar la fortaleza de los argumentos que la sostienen porque, en última instancia, la pertinencia de los objetivos, lo apropiado del método y la congruencia de los resultados de esta tesis doctoral dependen enteramente de la plausibilidad de dicha sociología analítica. Conviene decir, por último, que este capítulo no pretende contribuir al desarrollo de la filosofía de la ciencia, sino tan sólo explicitar el marco ontológico, epistemológico y metodológico desde el que se ha realizado este trabajo.

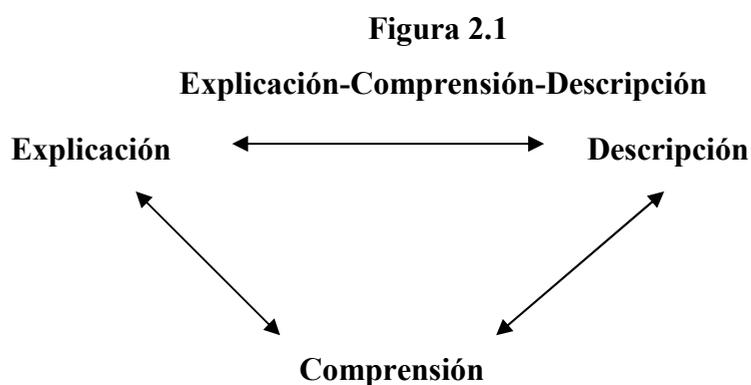
2.1.1 Explicación y mecanismo

La sociología analítica pretende explicar fenómenos sociales. Ahora bien, para poder entender la sentencia anterior en toda su profundidad, conviene establecer una clara distinción entre los términos “explicar”, “describir” y “comprender”, que tan a menudo suelen ser confundidos en la literatura sociológica.

A diferencia de las descripciones que buscan responder a las preguntas “cómo”, las explicaciones intentan responder a las cuestiones “por qué”. Existe una clara diferencia de significado entre preguntar “por qué cambia la sociedad” y “cómo cambia la sociedad”; es distinto, por ejemplo, discutir “por qué surge el desempleo” y “cómo evoluciona el desempleo”. Por tanto, mientras que una de las principales tareas del análisis estadístico consiste en *describir* cómo suceden los fenómenos sociales, la sociología analítica, sin embargo, intenta *explicar* por qué cambian los eventos sociales a través del tiempo y/o del espacio. Por otro lado, en un sentido habitual, *comprender* un fenómeno significa interpretarlo, y lo propio de la filosofía social es interpretar los fenómenos sociales. Así pues, la sociología analítica no pretende interpretar los procesos sociales, que es lo pertinente de la filosofía social, sino tan sólo explicarlos. Las fronteras precisas entre “explicar”, “describir” y “comprender” no están siempre claras, y por tanto debe subrayarse que dichos términos -aunque estrechamente interrelacionados- proporcionan respuestas a diferentes tipos de cuestiones.

Por otro lado, es justo señalar que las descripciones del análisis estadístico y las interpretaciones de la filosofía social podrían ayudar a la sociología analítica a

desarrollar explicaciones de los fenómenos sociales; a su vez, la sociología analítica podría brindar explicaciones de fenómenos sociales que inspiren a los filósofos sociales a reinterpretar dichos fenómenos por diferentes caminos, y a los estadísticos sociales a redescubrirlos de otras maneras. Así pues, toda buena explicación de un fenómeno social debe correr paralela a una descripción adecuada y a una interpretación apropiada, y cualquier cambio en alguno de estos términos debería afectar a los otros dos como se pretende ilustrar en la figura 2.1.



Fuente: elaboración propia

Mientras que una sociología “romántica” aquejada de la enfermedad del racionalismo se centra en interpretar fenómenos sociales sin tener en cuenta descripciones y explicaciones de dichos fenómenos, una sociología “cientificista” que sufre el malestar empirista se ocupa de describir procesos sociales sin apoyarse en interpretaciones y explicaciones de tales procesos. Sin embargo, la sociología analítica se presenta como una estrategia equilibrada, puesto que aspira a explicar fenómenos sociales basándose en descripciones y en interpretaciones de dichos fenómenos.

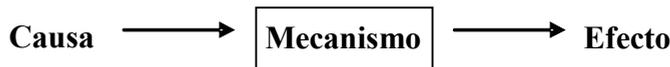
Posiblemente muchos sociólogos estarían de acuerdo en afirmar que lo propio de la sociología como disciplina científica sea explicar fenómenos sociales, y por lo tanto podrían asumir todo lo dicho anteriormente. El problema radica en que los sociólogos no se ponen de acuerdo sobre lo que debe ser una explicación apropiada en el campo de las ciencias sociales. La sociología es una disciplina fragmentada, y el término “explicar” significa diferentes cosas para diferentes sociólogos. Algunos autores (Friedman 1953) piensan que explicar un fenómeno social significa poder predecirlo con exactitud; otros autores de orientación estadística (Salmon 1971) creen que una

explicación adecuada de un evento social es aquella que especifica los factores que marcan una diferencia en la probabilidad de la observación de dicho evento; y, por último, autores de orientación teórica (Hempel 1965) defienden que explicar un fenómeno social implica subsumirlo bajo una ley general.

La sociología analítica, sin embargo, afirma que la clase de explicación más adecuada en el campo de las ciencias sociales es aquella que está basada en mecanismos (Bunge 2000; Elster 1989; Hedström 2005; 2006; Hedström y Swedberg 1998; y Merton 1967). De este modo, explicar un fenómeno social es hacer referencia al mecanismo a través del cual se genera el fenómeno a explicar. Supongamos que se observa una relación sistemática entre dos eventos sociales, C y E. Para la sociología analítica, explicar la relación entre ambos eventos implica buscar un mecanismo, M, a través del cual la causa C genera el efecto E, como se ilustra en la figura 2.2.

Figura 2.2

Causa - Mecanismo – Efecto



Fuente: elaboración a partir de Hedström y Swedberg 1998b:9

Debe señalarse que esta búsqueda de mecanismos está motivada por la insatisfacción que produce establecer meramente correlaciones sistemáticas entre eventos o variables. Esta tesis doctoral, que se ocupa de problemas sociológicos tradicionales, pero desde el novedoso enfoque de la sociología analítica, pretende explicar el fenómeno del capital social haciendo referencia, por tanto, a los mecanismos mediante los que se genera dicho capital social, más allá de buscar meras correlaciones entre variables.

Así pues, algunos autores están de acuerdo en que la sociología debe explicar fenómenos sociales mediante mecanismos; el problema radica ahora en que tampoco hay acuerdo entre los sociólogos sobre qué debe ser un mecanismo. En epígrafe 2.2 (página 17) serán considerados distintos modos de entender el término “mecanismo”, y será argumentado que las explicaciones de fenómenos sociales deben centrarse en un tipo de mecanismo: el mecanismo social. La sociología analítica, a juicio de Hedström

(2005:11), debe ocuparse de los mecanismos sociales, que son constelaciones de entidades y actividades que están organizadas de tal manera que generan el fenómeno social que se desea explicar.

2.1.2 Disección y abstracción

Explicar un fenómeno social, bajo el punto de vista de la sociología analítica, también significa tanto diseccionarlo como abstraerlo. Diseccionar un proceso social es, tal y como el término es utilizado aquí, descomponer una totalidad compleja en sus entidades y actividades constituyentes, es decir, en los actores sociales de dicha totalidad y en las acciones de dichos actores. Por otro lado, abstraer un fenómeno social quiere decir centrarse en aquellos elementos que se consideren más esenciales para la inteligibilidad del proceso en cuestión, no teniendo en cuenta otros elementos que se creen que son de menor importancia. Así pues, diseccionar y abstraer son dos aspectos de la misma actividad (Hedström 2005:3).

Las explicaciones de fenómenos basadas en mecanismos hacen necesariamente referencia a algún tipo de agente causal que se asume que genera la relación entre eventos que se quiere explicar; dicho con otras palabras, las relaciones entre eventos se hacen inteligibles invocando explícitamente a dichos agentes. La sociología analítica trata pues de explicar procesos sociales señalando a los actores sociales y a sus acciones que se suponen que causan el proceso que se desea explicar. Así pues, las explicaciones basadas en mecanismos sociales, típicas de la sociología analítica, implican tener en cuenta las consecuencias y las causas de las acciones de los actores sociales.

Muchos sociólogos consideran primordial la abstracción para el desarrollo de la sociología como disciplina científica. Podría distinguirse entre dos tipos de abstracciones: una instrumentalista y otra realista. La abstracción instrumental considera que los supuestos de las teorías científicas son meros instrumentos que se pueden retocar libremente hasta llegar a las mejores predicciones o a los modelos más simples y elegantes de la realidad social. Sin embargo, la abstracción realista -a la que se suma la sociología analítica- defiende que los elementos y conceptos teóricos alcanzan de alguna manera a la propia realidad externa objetiva, y, por tanto, no se pueden modificar de manera aleatoria. Ahora bien, la sociología analítica tampoco se identifica con el realismo ingenuo que equipara, sin más, experiencia empírica con conocimiento

científico. Como decía Kant en la *Crítica de la Razón Pura*, el conocimiento empieza por la realidad, pero no se agota en la realidad misma. La sociología analítica, así pues, defiende una postura que podría calificarse de realismo abstracto, frente al enfoque ficticio del instrumentalismo por un lado, y frente al punto de vista ingenuo del empirismo raso por otro; así pues, explicar un fenómeno social desde el enfoque de la sociología analítica implica normalmente buscar un delicado equilibrio entre realismo y abstracción.

Los mecanismos sociales invocados por la sociología analítica para explicar fenómenos sociales son modelos tanto abstractos como realistas de dichos fenómenos. En primer lugar, los mecanismos sociales son abstractos porque no pretenden recoger toda la complejidad de los fenómenos sociales que se desean explicar, sino tan sólo algunos elementos que se consideran esenciales para entender dichos fenómenos; es decir, el modelo siempre acentúa ciertos aspectos del fenómeno social e ignora otros. La realidad social -sea ésta lo que sea- no se puede reducir a un simple modelo, pero el modelo podría de alguna manera explicar algún aspecto de esa realidad social. Así pues, no debe confundirse el fenómeno social que se pretende explicar -lo concreto- con el modelo de dicho fenómeno -lo abstracto-. En segundo lugar, los mecanismos sociales son también realistas porque los elementos seleccionados para entender la realidad social no son meramente inventados, sino que de algún modo tienen en cuenta a la propia realidad.

2.1.3 Acción e interacción

Como ya se ha comentado anteriormente, explicar un fenómeno social implica tener en cuenta las acciones de los actores sociales. Los actores a través de sus acciones “mueven” la sociedad: sin acciones los procesos sociales se paralizan. Así pues, podría argumentarse que para la sociología analítica son de crucial importancia las teorías de la acción (Hedström 2005), ya que, como decía Popper (1994), las acciones son los principios animadores de lo social. Si se quiere entender por qué los actores hacen lo que hacen, se debe asumir que su comportamiento está dotado de sentido, esto es, que existe una intención que explica sus acciones. Por tanto, la sociología analítica explica fenómenos sociales teniendo en cuenta las acciones de los individuos, y asimismo explica las acciones haciendo referencia a las intenciones de dichos individuos. Debe señalarse que las explicaciones basadas en las acciones no implican ningún tipo de

compromiso con algún individualismo metodológico extremo que niegue la importancia de las estructuras sociales preexistentes. Así pues, la sociología analítica podría asumir sin ningún problema, desde mi punto de vista, el individualismo estructural de Wippler, o el individualismo contextual de Boudon, o el individualismo institucional de Bourricaud, o el sistemismo de Bunge o simplemente el individualismo metodológico de Weber.

Por consiguiente, tanto la intención de las acciones como las acciones mismas de los actores son condición necesaria pero insuficiente para explicar adecuadamente los fenómenos sociales. Dicha explicación debe hacer referencia no sólo a la intencionalidad y a las acciones, sino también a la estructura de la interacción entre las acciones de los actores. De lo anterior se deduce que, en realidad, la explicación de muchos procesos sociales no puede derivarse linealmente de las intenciones de las acciones de los actores y de sus acciones: dichos procesos son resultados sociales no previstos por los individuos, por lo que sólo podrían ser explicados cabalmente teniendo también en cuenta la estructura de interacción social entre dichos individuos. Es de sobra conocido el famoso refrán español que dice que el infierno está empedrado de buenas intenciones, y, por tanto, las consecuencias no intencionales de las acciones intencionales son cruciales para entender cómo un fenómeno social podría desarrollarse. Pueden encontrarse algunos ejemplos que sustentan esta idea tanto en el concepto de “embeddedness” de Granovetter (1973), que hace referencia a las acciones que se desarrollan dentro de las estructuras, como en la obra de Schelling *Micromotivos y Macrocomportamiento* (1978), donde se muestra que incluso núcleos urbanos constituidos por individuos tolerantes y sin prejuicios podrían generar vecindarios altamente segregados racialmente. Esta aparente contradicción entre el nivel *micro* de las acciones de los individuos y el nivel *macro* de los fenómenos sociales puede ser explicada -desde el punto de vista de la sociología analítica- a partir de la estructura de las redes sociales que vinculan a los individuos entre sí. De aquí que, en esta tesis doctoral, la topología de las redes sociales, que describe en algún sentido la estructura de interacción entre los miembros del sistema social que se quiere analizar, es de crucial importancia para explicar cómo el capital social se genera en tales sistemas sociales.

La clarificación en estas páginas de lo que pueden ser las explicaciones basadas en mecanismos sociales, las consecuencias que se pueden derivar de una postura

epistemológica basada en el realismo abstracto, así como la pertinencia de las acciones y la estructura de interacción para poder analizar los fenómenos sociales, permitirá ir tratando otros temas claves para la sociología, a saber, por un lado cómo integrar teoría sociológica e investigación empírica -no deja de ser curioso que los sociólogos estén de acuerdo en la importancia de integrar teoría e investigación, y sin embargo la actual división del trabajo en los departamentos de sociología de casi todo el mundo sugieran otra cosa bien distinta-; y, por otro lado, cómo establecer un vínculo más estrecho entre el nivel micro de las acciones individuales y el macro de los resultados sociales.

Por último, señalar que aunque el término “sociología analítica” no es muy frecuente en la literatura sociológica, el tipo de sociología que es denotado por dicho término tiene una importante historia detrás que se remonta a los trabajos pioneros de Weber, Tocqueville, Parsons y Merton (Burger 1977; Boudon 1991; Elster 1993; Hedström 2005; y Swedberg 1998). A su vez, en mi opinión, se podría rastrear la epistemología realista y analítica de estos autores hasta la teoría del conocimiento de la *Crítica de la Razón Pura* de Kant (a través de términos tales como “intuiciones” y “conceptos”); sin embargo, mostrar este hilo conductor está fuera de los objetivos de esta tesis, aunque podría ser abordado en futuras investigaciones. Por otra parte, la sociología analítica invocada en este trabajo está emparentada con el enfoque basado en teorías de rango medio defendido por Merton (1967) y Boudon (1991). Entre los científicos sociales actuales Schelling, Elster, Coleman y Boudon son los que tienen mayor peso en el desarrollo del enfoque analítico, a juicio de Hedström (2005), porque dichos autores han mostrado que son posibles explicaciones de diversos fenómenos sociales de gran importancia sociológica basadas tanto en mecanismos sociales como en la acción e interacción entre individuos.

2.2 Teoría, explicación y mecanismo

Uno de los principales rasgos de la sociología analítica -también compartido por otros enfoques de la sociología- es intentar explicar fenómenos sociales, es decir, responder a la cuestión de por qué sucede lo que sucede en la realidad social. Sin embargo, a diferencia de otras perspectivas, la sociología analítica pretende explicar procesos sociales a través de los mecanismos que normalmente generan dichos procesos.

En esta sección se argumentará la pertinencia que tienen los mecanismos para explicar fenómenos sociales, así como la relevancia que posee explicar procesos sociales para el conocimiento de la realidad social. Para ello, en primer lugar, se considerarán brevemente diversos enfoques respecto a la cuestión acerca de cuál debe ser el objetivo de la teoría sociológica. La sociología es una disciplina “desgarrada”, y la meta de la teoría sociológica es distinta para distintos sociólogos. En segundo lugar, se tratarán distintas concepciones de lo que supone explicar un fenómeno social, puesto que los sociólogos no sólo difieren en el propósito de la teoría sociológica, sino también en el significado que le dan al término “explicar”. Por último, se mencionarán diferentes formas de entender qué puede ser un mecanismo -los sociólogos también discrepan en la definición de mecanismo-.

2.2.1 Diferentes concepciones de la teoría sociológica

Según Hedström (2005:12), algunos sociólogos piensan que la meta de la teoría sociológica debe ser manifestar sentimientos profundos y expresar preocupaciones amplias acerca de la sociedad (Beck y Ritter 1992); otros consideran que el fin de la teoría sociológica debe consistir en interpretar tendencias y condiciones sociales (Bauman 2001; y Castells 2000); y otros, por último, defienden que el objetivo de la teoría sociológica debe ser criticar el orden social y cultural, así como sugerir nuevas alternativas (Habermas 1987).

Esta diversidad de concepciones de la teoría sociológica queda perfectamente recogida en algunos textos (Ritzer y Smart 2001) que parecen identificar la teoría sociológica con cualquier tema comprendido entre la reflexión general sobre la Modernidad y la hermenéutica de los textos clásicos de los padres fundadores de la disciplina (Hedström 2005:12). Asimismo, el antiguo editor de *Sociological Theory*,

Craig Calhoun, se lamentaba de que casi todos los artículos que recibía eran o bien resúmenes de las tesis fundamentales de autores prominentes del pasado, o bien críticas de los comentarios que otros autores habían hecho sobre dichos autores clásicos (Hedström 2005:12); en el mismo sentido, Homans (1961:1) señaló que la teoría sociológica moderna posee muchas virtudes, excepto la de explicar algo. Sin embargo, no se pretende en este trabajo juzgar el valor que la teoría sociológica no-explicativa pueda tener en sí misma, sino tan sólo subrayar el hecho de que -hasta el momento- demasiada teoría sociológica cae bajo la tradición no-explicativa, y que por tanto podría ser importante desarrollar y fortalecer la teoría sociológica comprometida con explicar fenómenos sociales.

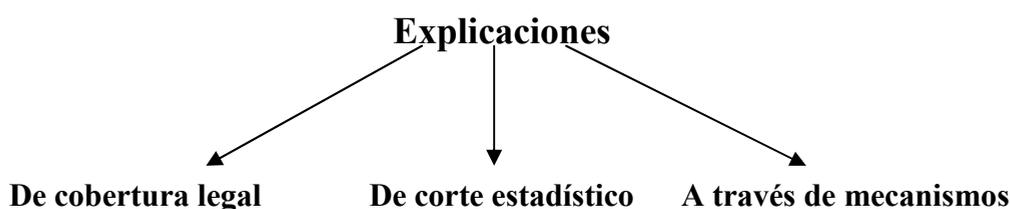
Al principio del capítulo se distinguió entre explicación y comprensión. Se decía que la sociología analítica está comprometida con la explicación de fenómenos sociales, pero que lo propio de la filosofía social es intentar comprender tales fenómenos. Dicho esto, merece la pena señalar que sin explicaciones de fenómenos sociales es difícil la comprensión adecuada de dichos fenómenos; no obstante, la comprensión de tales fenómenos no se puede reducir meramente a la explicación, es decir, la comprensión de fenómenos sociales no se agota en la explicación misma de dichos fenómenos. Asimismo, conviene subrayar también que la explicación de fenómenos sociales siempre necesita de cierta comprensión de tales fenómenos. Así pues, los problemas de naturaleza social no pueden ser resueltos únicamente mediante explicaciones de fenómenos sociales, aunque siempre deben ser tenidas en cuenta. La sociología hasta ahora –desde mi punto de vista- se ha ocupado sobre todo de comprender y describir procesos sociales más que de intentar explicarlos. Por ello, esta tesis doctoral pretende sumarse fundamentalmente al esfuerzo por explicar fenómenos sociales.

2.2.2 Distintas concepciones de explicación

Una característica común a todas las maneras de explicar fenómenos sociales es que proporcionan relatos causales de por qué los eventos sociales pueden cambiar o no a través del tiempo y/o del espacio (Hedström 2005). En la literatura podemos distinguir, al menos, tres tipos de explicaciones, a saber, explicaciones de cobertura legal, explicaciones de corte estadístico y explicaciones a través de mecanismos (ver figura 2.3, página 19). En las siguientes páginas serán considerados los argumentos a favor de

cada uno de estos tres tipos de explicaciones, así como las críticas que podrían dirigirse sobre dichos argumentos.

Figura 2.3
Distintos tipos de explicaciones



Fuente: elaboración propia

a) Explicaciones de cobertura legal

Explicar un evento, bajo esta perspectiva, significa básicamente subsumir dicho evento bajo una o varias leyes generales (Hempel 1965); más específicamente, explicar un suceso implica mencionar aquellas leyes generales que subsumen dicho suceso, las condiciones que permiten que dichas leyes se puedan aplicar al caso especificado, y las condiciones de partida. Además, John Stuart Mill (1874:332) defendió que explicar un hecho individual supone indicar su causa, es decir, afirmar las leyes de causación de las cuales la producción de dicho hecho es un ejemplo.

Se podría ilustrar la lógica de esta concepción usando un ejemplo sobre la ascensión de un globo aerostático. Una explicación de cobertura legal de la ascensión de un globo aerostático supondría señalar las leyes de los gases ideales (la ley de Boyle-Mariotte, la ley de Guy-Lussac y la ecuación de los gases ideales), las condiciones iniciales de temperatura y masa molecular del gas del globo y del aire, así como las condiciones de aplicabilidad de dichas leyes (que el gas del globo tenga un comportamiento ideal). De este modo, responder a la pregunta por qué el globo aerostático asciende requiere fundamentalmente hacer referencia a un conjunto de leyes causales de las cuales dicho evento es un ejemplo específico. Es interesante apuntar que esta concepción de la explicación -que hunde sus raíces en el positivismo lógico- no sólo tiene seguidores en las ciencias naturales, sino también en las ciencias sociales. Por ejemplo, Blau (1970:202) defendió que si las leyes generales subsumen muchas

proposiciones demostradas empíricamente, entonces dichas leyes explican dichas proposiciones.

Si se quiere explicar, por ejemplo, el hecho de que “Pepe vota al Partido Popular”, una posible explicación de cobertura legal podría tener la siguiente forma:

(Premisa 1) Todos los liberales votan al Partido Popular

(Premisa 2) Pepe es liberal

(Conclusión) Pepe vota al Partido Popular

La premisa 1 representa la ley general que subsume el hecho que se desea explicar; la premisa 2 representa la condición de partida; y la conclusión hace referencia al hecho que se quiere explicar. Las condiciones de aplicabilidad de la ley hacen referencia a varios factores: esta ley presupone que estamos en España, que sólo los mayores de 18 años pueden votar, y otras condiciones similares. Aunque esta explicación pueda parecer en principio interesante por sencilla y clara, no tiene ninguna pertinencia para las ciencias sociales puesto que todavía no se conoce realmente ninguna ley general en sociología que tenga esta forma determinista, y además la voluntad humana parece volver altamente implausibles tales leyes (Hedström 2005:15).

Para superar este escollo, Hempel indicó que las leyes de las ciencias sociales no tienen una naturaleza determinista, sino probabilística, y las explicaciones deberían tener, por ejemplo, la siguiente forma:

(Premisa 1) La mayoría de los artistas votan al Partido Socialista

(Premisa 2) Paco es artista

(Conclusión) Paco probablemente vota al Partido Socialista

El problema ahora radica en el hecho de que existen explicaciones, al menos pertinentes para la mayoría de miembros de la comunidad científica, que no serían aceptadas bajo ningún concepto por este modelo probabilístico (Nagel 1961); y, por otra parte, existen afirmaciones que cumplen todos los requisitos de dicho modelo, pero que nunca serían consideradas explicaciones relevantes (Salmon 1971). Como ilustración de este último punto, supongamos que se quiere explicar por qué razón Toby (el perro de mi vecina)

no es funcionario. Como se verá, la explicación de dicho hecho cumple con los requisitos del modelo de Hempel, y, sin embargo, no es una explicación relevante:

(Premisa 1) Nadie que no apruebe las oposiciones puede ser funcionario

(Premisa 2) Toby (el perro de mi vecina) no aprueba las oposiciones

(Conclusión) Toby no es funcionario

Este argumento es perfectamente válido, puesto que la conclusión se deriva lógicamente de las premisas; también es correcto puesto que podría comprobarse empíricamente la veracidad de las premisas y de la conclusión; sin embargo, dicho argumento no es en absoluto relevante y, por tanto, la explicación no es significativa. De lo anterior se sigue que el esquema de Hempel no es suficientemente restrictivo, en el sentido de que no es capaz de descartar explicaciones superficiales (Hedström 2005:16). Así pues, la explicación de Hempel podría legitimar explicaciones y teorías banales.

En un intento de superar este problema, se podría imaginar una explicación de cobertura legal, de naturaleza probabilística, que no sólo sea válida (es decir, que la conclusión sea una consecuencia lógica de las premisas) y correcta (esto es, que las premisas y, por tanto, la conclusión sean empíricamente verdaderas), sino que además sea relevante para las ciencias sociales. Dicha explicación tendría la siguiente forma:

(Premisa 1) Las personas desempleadas tienen más probabilidades de sufrir depresión

(Premisa 2) Antonia está desempleada

(Conclusión) Antonia posee más posibilidades de padecer depresión

La fortaleza de esta explicación depende de la robustez de la primera premisa, esto es, de la ley general (“Las personas desempleadas tienen más probabilidades de sufrir depresión”). Podría pensarse que esta ley es sólida porque es posible estimar estadísticamente los parámetros de una ecuación que describa la relación entre desempleo y la probabilidad de sufrir depresión; sin embargo, dicha ley es sólo una simple asociación estadística -que suele ser la norma en las ciencias sociales según Hempel- que sugiere sencillamente que un evento es probable que suceda, pero en ningún caso da pistas de por qué es probable que suceda. La fragilidad de esta ley -y lo mismo se podría decir de otras leyes de parecida naturaleza- radica en que sólo sugiere

que una relación es probable que suceda, pero sin dar cuenta del vínculo inteligible entre el supuesto factor causal (en este caso el desempleo) y el evento a explicar (sufrir depresión). Parece que tiene más poder explicativo decir por qué el factor causal genera el evento que se desea explicar, que mantener simplemente que el factor causal causa dicho evento. Así pues, la explicación de Hempel parece insuficiente ya que no explica nada de lo que sucede, sino que tan sólo justifica cierta expectativa (von Wright 1971:14). La sociología analítica no sólo debe buscar asociaciones entre variables, sino también fundamentalmente nexos inteligibles entre los *explanans* y los *explanandum*.

La sociología analítica sugiere que a través de mecanismos podemos dar cuenta del vínculo entre los factores causales y los eventos a explicar. Recordemos también que un mecanismo puede ser definido como un conjunto de actores sociales y sus acciones organizadas de tal manera que generan normalmente el fenómeno que se quiere explicar. Es decir, a través de los actores, las acciones de los actores y las interacciones entre las acciones de los actores podemos explicar fenómenos sociales. Igualmente, no sería difícil argumentar que la concepción ontológica de los fenómenos sociales que podrían presuponer las explicaciones basadas en mecanismos es muy distinta de la que podrían sustentar las explicaciones de cobertura legal. Por esta razón, no sería extraño que los defensores de una explicación de cobertura legal en ciencias sociales (Blau 1970; y Black 1979) critiquen las explicaciones a través de mecanismos de la sociología analítica porque los actores, las acciones y las interrelaciones que presupone el enfoque analítico de la sociología no tienen ningún estatus ontológico para una sociología que presupone que lo que prima desde el punto de vista ontológico son las estructuras sociales.

Asimismo, los seguidores de las explicaciones de cobertura legal podrían también criticar las explicaciones basadas en mecanismos porque las estructuras sociales tienen propiedades emergentes que no se pueden entender a partir de las propiedades de las unidades que las componen (Blau 1986). Sin embargo, de lo anterior no se sigue necesariamente que no podamos explicar de alguna manera las estructuras sociales a partir de las acciones y de las interrelaciones de los actores sociales. Es decir, sostener que las estructuras sociales poseen propiedades emergentes que no se pueden reducir a la suma de las acciones de los individuos no quiere decir que dichas estructuras no se puedan explicar a partir de tales acciones. La crítica que las

explicaciones de cobertura legal hacen a la sociología analítica no es relevante porque parece confundir “no reducir” con “no explicar”, y no dan a la acción e interacción el papel privilegiado que les corresponde en las explicaciones de fenómenos sociales.

b) Explicaciones de corte estadístico

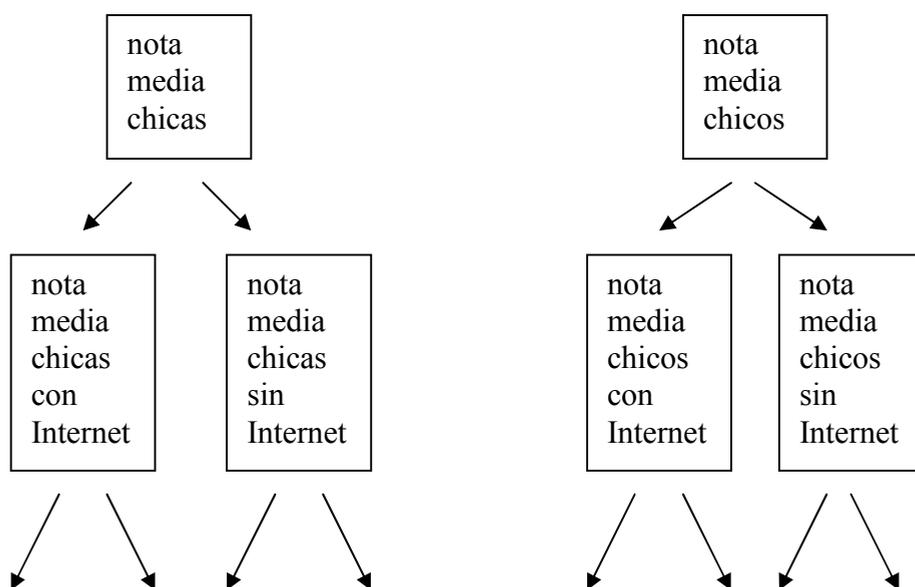
Las explicaciones de cobertura legal son a menudo objeto de discusión epistemológica, pero no guían normalmente la investigación empírica; sin embargo, las explicaciones de corte estadístico están generalmente en el centro de la investigación empírica, pero ellas mismas no son tema frecuente de investigación académica. Asimismo, mientras las explicaciones de cobertura legal usan teorías para intentar explicar eventos específicos a través de la argumentación deductiva, las explicaciones de corte estadístico no presuponen habitualmente ninguna teoría, y utilizan la argumentación inductiva para explicar casos concretos (Hedström 2005:20).

Para las explicaciones de corte estadístico, explicar un evento social consiste en identificar los factores que parecen marcar una diferencia en la probabilidad del evento que se desea explicar. Un ejemplo hipotético (ver figura 2.4, página 24, adaptada de Hedström 2005:21) podría ilustrar mejor la lógica de este enfoque. Muchas investigaciones sociológicas pretenden responder a preguntas tales como por qué las chicas sacan mejores notas que los chicos en la educación universitaria. Para explicar la diferencia empíricamente observada en la nota media de las universitarias y universitarios, se podrían descomponer las poblaciones objeto de estudio (chicos y chicas) en diversos grupos. En este caso, por ejemplo, dividiríamos la población de los chicos en dos grupos: los que utilizan Internet y los que no. Análogamente, podríamos dividir la población de las chicas en dos grupos: las que usan Internet y las que no. Si la media de las notas de las chicas que utilizan Internet fuera la misma que las de los chicos que usan Internet, y asimismo la media de las notas de las chicas que no utilizan Internet fuera la misma que las de los chicos que no usan Internet, entonces concluiríamos que la explicación de la diferencia observada entre las notas de las chicas y los chicos se debe a que las primeras utilizan más Internet que los segundos. De esta manera, habríamos explicado el evento social -en este caso la diferencia entre las notas- identificando un factor, esto es, el uso de Internet. Sin embargo, si la media de las notas de las chicas que recurren a Internet no fuera la misma que las de los chicos que emplean Internet, y las notas de las chicas que no recurren a Internet no fuera la misma

que las de los chicos que no emplean Internet, entonces diríamos que el uso de Internet no explica la diferencia de notas, y tendríamos que dividir los grupos anteriores introduciendo un nuevo factor que podría posiblemente explicar las diferencia observada en las notas. Si las diferencias en las notas no desaparecieran tendríamos que volver a descomponer los grupos y así sucesivamente. La lógica de este ejemplo - introducir factores y descomponer en grupos- es en definitiva la misma lógica que subyace en los modelos de regresión que habitualmente se utilizan en las investigaciones empíricas. En cualquier caso, las diferencias en un evento social se consideran explicadas si la descomposición las elimina, o parcialmente explicadas si la descomposición parcialmente las elimina.

Figura 2.4

Explicación estadística de las diferencias de notas entre chicos y chicas



Fuente: elaboración a partir de Hedström 2005:21

Parece razonable pensar que una explicación adecuada de un evento social no puede ser una lista de factores estadísticamente significativos como sugiere las explicaciones basadas sólo en el análisis estadístico. Los eventos sociales son resultados de procesos sociales altamente complejos, y, por ello, buscar las causas identificando uno a uno los factores estadísticos parece un poco ingenuo. Como sugiere Boudon (1976), debemos ir más allá del análisis estadístico para explorar los mecanismos generativos responsables de los sucesos sociales que se desean explicar. Sin embargo, el análisis estadístico ha tenido tanto éxito en la descripción de condiciones sociales y en

la comprobación de teorías, que las explicaciones de corte estadístico de fenómenos sociales han eclipsado casi completamente las explicaciones a través de mecanismos sociales.

A diferencia de la búsqueda de “leyes sociales” propia de las explicaciones de cobertura legal, el análisis estadístico es muy útil para establecer qué hechos necesitan ser explicados (Goldthorpe 2000), y asimismo es esencial para comprobar las explicaciones propuestas. Sin embargo, es importante subrayar que el análisis estadístico es la comprobación de la explicación, y no la explicación misma (Hedström 2005:23). Se puede comprobar una hipótesis sin explicarla, y se puede explicar dicha hipótesis sin comprobarla. Así pues, el análisis estadístico es necesario tanto para establecer los fenómenos sociales que se desean explicar como para comprobar las explicaciones de los fenómenos sociales; sin embargo, no puede realmente explicar dichos fenómenos sociales.

Las explicaciones de corte estadístico buscan establecer relaciones causales entre dos variables controlando las posibles variables espúreas. Si una relación estadísticamente significativa entre dos variables persiste después de eliminar los efectos de las supuestas variables espúreas, entonces la relación es interpretada como una relación causal (Lazarsfeld 1955). Muchos trabajos de investigación empírica utilizan el análisis estadístico tratando de encontrar relaciones causales; sin embargo, la correlación estadísticamente significativa no implica necesariamente causalidad. Así pues, podríamos concluir que muchas supuestas explicaciones que utilizan el análisis estadístico parecen confundir los términos “correlación” y “causalidad”.

Las explicaciones de corte estadístico tratan de buscar muchas veces determinantes ambientales e individuales para explicar el comportamiento de los agentes, y el propósito de dicho análisis es estimar la influencia causal de dichos determinantes en tales comportamientos. Muchos estudios, por ejemplo, han encontrado una correlación estadísticamente significativa entre la variable clase social a la que se pertenece -variable independiente- y el nivel de estudios logrado -variable dependiente-. Sin embargo, de tal correlación no se puede derivar necesariamente que la clase social a la que se pertenece sea la causa del nivel de estudios logrado.

Asimismo, numerosas investigaciones empíricas utilizan a posteriori las teorías sociológicas para justificar la inclusión de ciertas variables tomadas de un conjunto de datos que, a menudo, fueron recogidos para propósitos enteramente diferentes (Hedström 2005:105). En este sentido, se podría decir que esta manera bastante extendida de “investigar” –en la práctica- infravalora la teoría y sobrevalora la estadística de manera injustificada. Se debe subrayar que esta tesis doctoral no pretende criticar de ninguna manera el análisis estadístico tan importante para la investigación sociológica, sino aquellas investigaciones que pretenden explicar sólo utilizando el análisis estadístico.

Los seguidores de las explicaciones de corte estadístico podrían argumentar que las supuestas explicaciones de fenómenos sociales del análisis estadístico son mejores que las explicaciones basadas en mecanismos sociales -propias de la sociología analítica- porque las primeras predicen mejor que las segundas. En este sentido, Friedman (1953) mantiene que lo importante a la hora de explicar es predecir tan bien como sea posible. Sin embargo, parece que este autor confunde explicar con predecir ya que es posible predecir un fenómeno de manera adecuada sin explicar nada de lo que está ocurriendo, y del mismo modo es posible explicar un fenómeno sin predecirlo correctamente (Hedström 2005:108). Las predicciones del tiempo meteorológico pueden ser altamente precisas y, sin embargo, no explicar por qué razón ocurre lo que ocurre. Por otro lado, la explicación del cambio climático, por ejemplo, pueden ser correcta, y no predecir nada en absoluto. Los fenómenos sociales son de tal complejidad que no se pueden predecir normalmente porque insignificantes cambios en las interacciones entre las acciones de los actores que generan dichos fenómenos podrían llevar a resultados diametralmente opuestos, como sugiere acertadamente la teoría del caos (Smith 2001).

Un principio fundamental de la sociología analítica -y sin duda de muchas estrategias sociológicas- es que las interacciones sociales son cruciales para explicar no sólo las acciones de los actores sociales, sino también los resultados sociales (Hedström 2005:109). Por eso no deja de ser curioso que la mayoría de los sociólogos, por un lado, afirmen que las interacciones sociales efectivamente son claves para entender los fenómenos sociales, y, por otro lado, increíblemente parezcan no tomar en cuenta dichas interacciones sociales en sus investigaciones empíricas. Los sociólogos critican la

concepción del individuo como un átomo social no influenciado por la estructura social en la que se encuentra “incrustado” (Granovetter 1985); sin embargo, en sus investigaciones empíricas a menudo tratan al individuo como un átomo social. Es extraño, por tanto, que los datos de las encuestas sean, por un lado, tan ricos en detalles acerca de los atributos individuales, y, por otro lado, tan pobres en los pormenores sobre la estructura de interacción de dichos individuos. En la mayoría de las encuestas se seleccionan individuos al azar, y, por tanto, se les desarraiga de su entorno de interacción; estos datos pueden ser extremadamente importantes para describir ambientes sociales, pero no ayudan a desarrollar teorías explicativas de los fenómenos sociales a través de mecanismos ya que dichas teorías necesitan datos sobre la estructura de interacción entre los actores. La tesis ontológica que parece subyacer a las explicaciones basadas en el análisis estadístico centrado en los factores individuales es que el evento social que se pretende analizar no es más que la suma de las partes que lo componen, es decir, que podemos entender un fenómeno social estudiando sus partes aisladas. Sin embargo, en la medida en que dicha tesis ontológica ha sido ampliamente criticada en el ámbito de las ciencias sociales, las explicaciones de corte estadístico han ido perdiendo pertinencia para la explicación de los fenómenos sociales. Así pues, se puede concluir que, por todas las razones anteriores, este tipo de explicación, en realidad, no explica nada.

En conclusión, no se pretende infravalorar el análisis estadístico, tan importante para establecer el fenómeno social que se pretende explicar; sin embargo, es importante hacer una clara distinción entre análisis estadístico y explicación sociológica. El análisis estadístico no es la explicación de un fenómeno, sino que debe ser la comprobación empírica de la explicación de dicho fenómeno. Por otra parte, el análisis estadístico puede establecer correlaciones muy útiles entre variables, pero esto no significa necesariamente que dichas correlaciones impliquen relaciones de causalidad entre dichas variables. También este tipo de análisis podría ser muy adecuado para predecir ciertos fenómenos sociales, lo cual no supone ninguna explicación de dichos fenómenos. Por último, el análisis estadístico sería más útil para las teorías explicativas si se centrara en las interacciones de los actores sociales, más que en los atributos individuales.

c) Explicaciones basadas en mecanismos

Uno de los rasgos principales del enfoque analítico de la sociología es pretender explicar fenómenos sociales haciendo referencia a los mecanismos a través de los cuales dichos fenómenos son generados. La sociología analítica intenta explicar procesos sociales, sin invocar leyes universales o identificar factores estadísticamente relevantes, tan sólo mostrando el mecanismo que genera el fenómeno objeto de estudio. Así pues, el enfoque analítico aspira a situarse a mitad de camino entre las leyes sociales y el análisis estadístico, y los “mecanismos” constituyen dicha zona intermedia.

Se pueden considerar algunos comentarios de la historia de ciencia que ayudan a entender mejor la posición de la sociología analítica. Para algunos sociólogos (cabría mencionar en primer lugar a Comte (1842 [1981])), la mecánica de Newton sería el modelo que debería seguir la sociología para realizar su sueño de llegar a ser una auténtica ciencia. La mecánica newtoniana explica el mundo físico a través de leyes físicas, y, de igual manera, la “física social” debe afanarse por buscar leyes sociales, así como intentar explicar el mundo social a través de dichas leyes. Como se ha intentado mostrado en las páginas anteriores, este enfoque no consigue explicar realmente nada del mundo social, aunque se utilicen leyes probabilísticas, y, por tanto, no parece ser muy útil. Las ciencias físicas, en mi opinión, no deben ser en ningún caso el ideal al que deben tratar de aproximarse las ciencias sociales, y la fiebre de la sociología por imitar a la física debido al gran éxito de esta última afortunadamente ya pasó.

Mejores compañeras de viaje hubiera sido la biología molecular o la bioquímica, puesto que estas ciencias no explican mediante leyes, sino a través de mecanismos. La biología molecular, por ejemplo, trata de explicar fenómenos biológicos mediante mecanismos que hacen referencia a las interacciones moleculares de los componentes químicos que generan el fenómeno a estudiar; igualmente, la sociología analítica pretende explicar fenómenos sociales a través de mecanismos que mencionan las acciones e interacciones de los actores que producen el proceso en cuestión. Establecer, por ejemplo, una ecuación que relacione la concentración de monóxido de carbono que se inspira y la probabilidad de morir no explica en realidad ningún hecho, sino que tan sólo pone de manifiesto un suceso que necesita ser explicado. Sin embargo, la bioquímica sí es capaz de explicar este evento aludiendo al siguiente mecanismo: el monóxido de carbono desplaza al oxígeno en la unión con la hemoglobina, y, por ello,

el cerebro, el órgano con mayor demanda de oxígeno, recibe un aporte de oxígeno insuficiente para mantener sus funciones vitales. De la misma manera, establecer una relación entre “la ética protestante” y “el espíritu del capitalismo” no es explicar por qué el protestantismo en un momento determinado de la historia produjo un cambio en el comportamiento económico de los individuos; sin embargo, sugerir un mecanismo, como hizo Weber, que mencione los premios religiosos en ciertos tipos de comportamientos económicos, así como las consecuencias no intencionadas de éstos, es pretender explicar dicho fenómeno social.

Según Francis Crick (1989:138), premio Nóbel de medicina por el descubrimiento junto a James D. Watson de la estructura molecular del ADN, los biólogos del siglo XX prefieren pensar en términos de mecanismos, y no tanto de leyes. La noción de “leyes” queda reservada para la física, que es la única ciencia capaz de producir explicaciones basadas en leyes poderosas y, a veces, contraintuitivas (Hedström and Swedberg 1998b:3). De parecida manera, Robert Merton (1967) rechazó todo intento de desarrollar grandes teorías sociológicas, apostando por teorías de rango medio que utilizan mecanismos para explicar fenómenos sociales. En este trabajo de investigación no se pretende defender que la sociología deba compartir el mismo método científico que la biología, ni entrar en el debate sobre el monismo metodológico; sino subrayar el hecho de que ambas ciencias pueden utilizar mecanismos para explicar sus respectivos objetos de estudio.

Es importante también mencionar que el término “mecanismo” no alude necesariamente a “mecánico”. Existen -sin duda- mecanismos mecánicos, como el de un reloj de cuerda, pero otros muchos mecanismos no comparten la misma naturaleza; de hecho, existen mecanismos de tipo social, ecológico, psicológico, celular o molecular, entre muchos otros. Esta confusión entre los términos “mecanismo” y “mecánico” se debe al hecho de que en el siglo XVII se utilizó el término “mecanismo” como sinónimo de “máquina”, y el “mecanicismo biológico” se opuso al “vitalismo”, que pretendía afirmar que la vida no se podía reducir a una máquina. Posteriormente, el término “mecanismo” se desligó de la metáfora de la máquina, y llegó a vincularse con el término “sistema” (Hedström and Swedberg 1998b:3).

La primera razón importante que nos llevaría a utilizar mecanismos para explicar fenómenos sociales podría ser la reducción de la fragmentación teórica (Hedström 2005:28). Los sociólogos poseen diferentes teorías para distintos fenómenos, pero que podrían referir al mismo conjunto de mecanismos. Una sociología centrada en explicar a través de mecanismos reduce la proliferación innecesaria de conceptos teóricos, y quizás ayude a acentuar el parecido estructural entre procesos sociales aparentemente distintos. Como ya señaló Aristóteles, la ciencia busca lo general en lo particular, lo similar en lo diferente. Por tanto, la sociología analítica aspira a poseer un conjunto de mecanismos fundamentales que puedan explicar un amplio rango de fenómenos sociales.

En la literatura social se distingue entre explicaciones de “caja negra” y explicaciones basadas en mecanismos. Las explicaciones de cobertura legal y las de corte estadístico pertenecen a las explicaciones de “caja negra” porque no especifican los vínculos entre las causas (*input*) y los efectos (*output*). Sin embargo, las explicaciones basadas en mecanismos pretenden abrir dicha caja negra para mostrar los lazos que conectan *explanans* y *explanandum*. Por otro lado, no abrir la caja negra de un fenómeno social implica que cualquier interpretación podría ser adecuada para comprender tal fenómeno. Por tanto, las explicaciones a través de mecanismos abren la caja negra de los fenómenos sociales reduciendo las interpretaciones de dichos fenómenos.

Una segunda razón para usar mecanismos en sociología es que generan explicaciones claras, precisas e inteligibles debido a que dichos mecanismos deben necesariamente especificar detalladamente los nexos existentes entre las causas y los efectos (Hedström 2005:28); y si una explicación no es perfectamente clara y precisa, entonces sería difícil valorar sus méritos potenciales. Además, las explicaciones inteligibles, típicas de la sociología analítica, nos ayudan a distinguir entre relaciones causales genuinas y simples correlaciones entre variables.

Otra razón para emplear mecanismos es su interdisciplinaridad. Las explicaciones basadas en mecanismos hacen más fluidas las fronteras -muchas veces artificiales- entre las diferentes ciencias. En este sentido, diferentes disciplinas podrían hacer uso de los mismos mecanismos; por ejemplo, la sociología, la economía y la

ciencia política podrían emplear los mismos mecanismos para explicar diferentes fenómenos sociales. Así mismo, mecanismos utilizados en ciertas disciplinas podrían sugerir nuevas explicaciones en otras disciplinas aparentemente alejadas; por ejemplo, los mecanismos utilizados por los físicos para explicar la difusión de virus por Internet son -en cierto sentido- de naturaleza parecida a los que podrían utilizar los epidemiólogos para explicar la propagación de una enfermedad, o los que podrían emplear los sociólogos para explicar la expansión de nuevos movimientos sociales.

Diferentes autores han definido el concepto mecanismo de distintas maneras (Bunge 1996; Elster 1999; Gambetta 1998; Hedström y Swedberg 1998b; Hernes 1998; Salmon 1984; y Schelling 1998). Mientras algunas definiciones se refieren a mecanismos generales, otras a mecanismos específicos. Algunas definiciones denotan a entidades reales, mientras otras hacen referencia a modelos sobre dichas entidades. Sin embargo, todas ellas tienen en común el énfasis en hacer inteligible cómo se generan los procesos sociales.

Para Bunge (2000), los mecanismos no son modelos o razonamientos, sino procesos o elementos del mundo real. Sin embargo, para Schelling (1998), un mecanismo es un conjunto sistemático de afirmaciones que proporcionan un relato plausible de cómo causa y efecto están vinculados entre sí. Asimismo, para Gambetta (1998), un mecanismo es un modelo hipotético causal que da sentido al comportamiento individual, y que tiene la forma de: “dadas ciertas condiciones K, un agente hará X a causa del mecanismo M con una probabilidad P”. De igual manera, Hernes (1998) afirma que los mecanismos son constructos analíticos que proporcionan vínculos entre eventos observables. En mi opinión, los mecanismos no pueden ser procesos del mundo real, como defiende Bunge (2000), sino modelos sobre los procesos del mundo real, como señalan Schelling (1998), Gambetta (1998) y Hernes (1998). Es decir, los mecanismos no pertenecen a la realidad, sino a nuestros razonamientos sobre la realidad. Mi argumento sería el siguiente:

(Premisa 1) Si distintos mecanismos lógicamente incompatibles entre sí pueden explicar un mismo proceso real, entonces los mecanismos no pueden ser procesos reales, sino modelos de procesos reales.

(Premisa 2) Existen diferentes mecanismos lógicamente incompatibles entre sí que pueden explicar un mismo proceso real.

(Conclusión) Los mecanismos no pueden ser procesos reales, sino modelos de procesos reales.

La primera premisa se puede derivar del principio de infradeterminación empírica de las teorías de Quine (1992) (es posible teorías lógicamente incompatibles entre sí, pero empíricamente equivalentes); y del principio de no contradicción de Aristóteles (no se puede decir de lo mismo que es y que no es en el mismo sentido y al mismo tiempo). Respecto a la segunda premisa podemos decir, por ejemplo, que la teoría de ondas y la teoría de corpúsculos son mecanismos lógicamente incompatibles entre sí, pero que explican perfectamente un mismo fenómeno físico, a saber, la luz. De igual manera, no sería difícil encontrar un mismo proceso social que pudiera ser explicado por mecanismos lógicamente incompatibles entre sí: mecanismos marxistas y funcionalistas sobre la desigualdad social son incompatibles entre sí, pero intentan explicar el mismo fenómeno social, a saber, la estratificación social. Así pues, podemos concluir que un mecanismo es un modelo que trata de explicar un proceso social, pero no es el proceso social en sí mismo. Confundir los modelos de la realidad social con la realidad social es cometer la falacia de la concreción deslocalizada (Whitehead 1930:52), es decir, confundir conceptos abstractos y realidades concretas.

Una explicación basada en mecanismos puede ser correcta, y, sin embargo, no observarse el resultado social que sugiere (Hedström 1995:31). La razón de ello es que los fenómenos sociales pueden ser el resultado de varios procesos causales diferentes que están operando conjunta y simultáneamente. Dichos procesos causales pueden influirse mutuamente, sumándose o anulándose entre sí, dando la impresión errónea de que ninguno de ellos es relevante para predecir el fenómeno social considerado. Por esta razón, los mecanismos son afirmaciones sobre tendencias causales, y no afirmaciones sobre realidades (Hedström 1995:108). Así pues, un mecanismo puede ser perfectamente adecuado como explicación de un fenómeno social, y, sin embargo, ser inadecuado para predecir un resultado social (Gibson 1983). Las explicaciones basadas en mecanismos son afirmaciones sobre tendencias causales, y, por lo tanto, de

naturaleza condicional, y deben utilizar la cláusula *ceteris paribus* para hacer inteligible el fenómeno que se quiere explicar.

El término “mecanismo”, tal como es utilizado en este trabajo de investigación, puede ser definido como una constelación de entidades y sus actividades relacionadas de tal manera que generalmente generan el fenómeno a explicar. Además, es importante subrayar que en el campo de las ciencias sociales los actores sociales son las entidades fundamentales, y las actividades son las acciones de dichos actores. Más específicamente, este trabajo de investigación utilizará el concepto “mecanismo social” (Hedström 2005) para hacer referencia al hecho de que la manera en que estos actores y sus acciones están relacionados entre sí -la estructura de interacción- influye poderosamente en el resultado social generado; es decir, los mismos actores vinculados de diferentes maneras podrían generar diferentes tipos de resultado sociales. Esta tesis doctoral, así pues, pretende explicar el capital social a través de mecanismos sociales, esto es, haciendo referencia a los actores sociales, a las acciones de dichos actores y a las interacciones entre las acciones de tales actores, e intenta asimismo analizar cómo diferentes estructuras de interacción pueden generar distintos niveles y diferentes tipos de capital social.

2.3 La teoría de los deseos, creencias y oportunidades

Como se viene diciendo a lo largo de estas páginas, uno de los principios básicos de la sociología analítica es que la explicación de fenómenos sociales se debe centrar en los mecanismos sociales que generan dichos fenómenos, y dichos mecanismos aluden directamente a los actores, a las acciones de los actores y a las interrelaciones de las acciones de los actores. Así pues, explicar fenómenos sociales mediante mecanismos supone hacer referencia a las acciones de los individuos implicados en los fenómenos en cuestión. Por consiguiente, las teorías de la acción y de la interacción son de fundamental importancia para las teorías sociológicas explicativas. De igual manera, podemos recordar que Weber (1978) definió explícitamente la sociología como la ciencia que trata de entender y explicar las consecuencias y las causas de la acción social.

Las entidades básicas de los mecanismos son los actores y las actividades fundamentales son las acciones de dichos actores. Los actores “mueven” la sociedad a través de sus acciones, y, de igual manera, podríamos afirmar que sin las acciones de los individuos los procesos sociales se paralizan. Así pues, parece lógico pensar que las teorías de la acción son claves para la sociología analítica, que pretende explicar fenómenos sociales a través de mecanismos que hacen referencia a las acciones. En esta sección se resumirá brevemente una de las teorías de la acción más aceptadas: la teoría de Deseos-Creencias-Oportunidades (véase Davidson 1980; Elster 1983; Hahn 1973; Hedström 2005; Lewis 1994; y von Wright 1989).

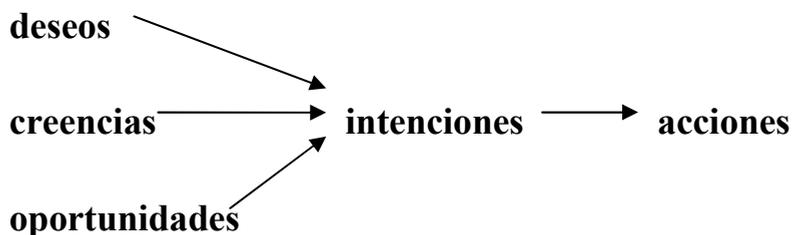
En términos generales, se podría argumentar que las ciencias tratan explicar las características de algún nivel L de la realidad a través de mecanismos que consideran las propiedades de un nivel L-1 de la realidad. Así, por ejemplo, la biología molecular intenta explicar fenómenos de nivel biológico mediante mecanismos químicos que pertenecen a un nivel más básico. De la misma manera, la sociología analítica pretende explicar resultados sociales haciendo referencia a las acciones e interacciones de los actores que son también de un nivel más elemental.

En la sección anterior se distinguía entre explicaciones “de caja negra” y explicaciones basadas en mecanismos, y se decía que la sociología analítica pretende explicar fenómenos sociales abriendo “la caja negra” y analizando lo que contiene, esto

es, analizando las acciones e interrelaciones de los actores que componen el fenómeno que se quiere explicar.

Este trabajo de investigación busca una teoría de la acción que evite concebir al actor social como un sujeto sobresocializado (*homo sociologicus*) o como individuo atomizado (*homo economicus*). Dahrendorf (1968:30) defendió en una ocasión que el individuo es portador de modos de comportamiento y atributos socialmente predeterminados, y, por tanto, que los sujetos son actores pasivos cuyo comportamiento es explicado por factores causales de los cuales ellos mismos no son conscientes. En este sentido, el sujeto sobresocializado es un individuo empujado por fuerzas sociales anónimas. En el otro extremo podemos encontrar al sujeto atomizado, equipado con habilidades cognitivas ilimitadas que le permiten elegir consistentemente el curso óptimo de una acción. Sin embargo, como sostuvo Granovetter (1985:487), los sujetos no se comportan como átomos fuera de un contexto social, ni se adhieren a un guión escrito previamente para ellos según la categoría en la que casualmente se encuentran.

El análisis de la acción e interacción, basado en la teoría de “Deseos-Creencias-Oportunidades” (a partir de ahora teoría DBO, “Desires-Beliefs-Oportunities” en inglés), defiende que las causas próximas de la acción de un actor son los deseos, las creencias y las oportunidades de dicho actor (véase la figura 2.5, página 36, tomada de Hedström 2006:76). Para entender por qué razón los actores hacen lo que hacen se necesita percibir que su comportamiento está dotado de sentido; esto es, la intención de los actores debe explicar por qué ellos hacen lo que hacen. Así pues, las acciones son comportamientos dotados de sentido que se distinguen de otros tipos comportamientos tales como tropezar accidentalmente con alguien por la calle o estornudar sin pretenderlo en el cine. De igual manera, la intención de un actor se puede entender aludiendo a sus deseos, creencias y oportunidades. Como mantiene Davidson (1980), un actor actúa si y sólo si lo que hace se puede explicar por sus deseos, creencias y oportunidades. Las creencias son proposiciones acerca del mundo; los deseos son anhelos de que suceda algo o no; y las oportunidades son las acciones alternativas disponibles para el actor. Las creencias y deseos de los actores son eventos mentales que causan la acción, en el sentido de que proporcionan razones para dicha acción (Hedström 2005:38); es decir, los deseos y las creencias tienen una fuerza motivacional que nos permiten entender y explicar la acción.

Figura 2.5**Las causas próximas de las acciones**

Fuente: elaboración a partir de Hedström 2006:76

Para ilustrar la lógica de la teoría DBO, tomemos un ejemplo de la vida cotidiana. Supongamos que queremos explicar por qué la señora Martínez se levanta de la silla de la oficina donde trabaja para beber un vaso de agua en una habitación contigua. Para explicar la acción de la señora Martínez, tenemos que hacer referencia a sus deseos, creencias y oportunidades:

- (1) está sedienta, y por tanto desea beber agua
- (2) sabe o cree que en el cuarto de al lado hay un grifo con agua
- (3) no está atendiendo a ningún cliente en este momento, y por tanto tiene la oportunidad de ir a beber agua

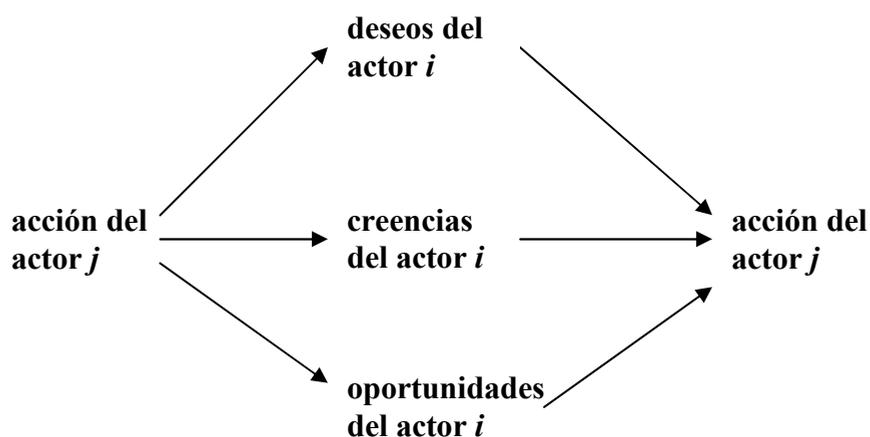
Asimismo, para explicar por qué la señora Martínez no se levanta de la silla de la oficina donde trabaja para beber un vaso de agua en una sala próxima podemos utilizar algunas de estas tres posibles explicaciones:

- (1) no tiene sed, y por tanto no se levanta de la silla para ir a beber agua (explicaciones basadas en deseos)
- (2) tiene sed, pero sabe que precisamente ese día habían cortado el agua en el edificio, y por tanto no se levanta de su asiento para ir a beber agua (explicaciones basadas en creencias)
- (3) tiene sed y sabe que podría beber agua en el cuarto de al lado, pero no puede hacerlo porque está atendiendo a un cliente en este momento, y por ello no se levanta para ir a la habitación próxima a tomar agua (explicaciones basadas en oportunidades)

Se ha dicho más arriba que la causa de las acciones de los actores son los deseos, creencias y oportunidades de dichos actores. Cabe ahora preguntarse por la causa de la causa, es decir, la causa de los deseos, creencias y oportunidades. La teoría DBO mantiene que la causa de los deseos, creencias y oportunidades del actor j pueden ser la acción o el comportamiento del actor i (véase la figura 2.6, tomada de Hedström 2005: 44). Dicho con otras palabras, la acción o el comportamiento del actor i puede influir en los deseos, creencias y oportunidades de actor j , y, por tanto, en las acciones de dicho actor j . Asimismo, las acciones del individuo j puede influir en los deseos, creencias y oportunidades de individuo i , y, por tanto, en las acciones de dicho actor i . En definitiva, lo importante en este momento es subrayar el hecho bien establecido empíricamente de que las creencias, deseos y oportunidades se forman por lo general cuando los actores interactúan entre sí; es decir, las creencias, deseos y oportunidades son en principio el resultado de procesos causales que no están directamente bajo nuestro control intencional (Hedström 2005:43).

Figura 2.6

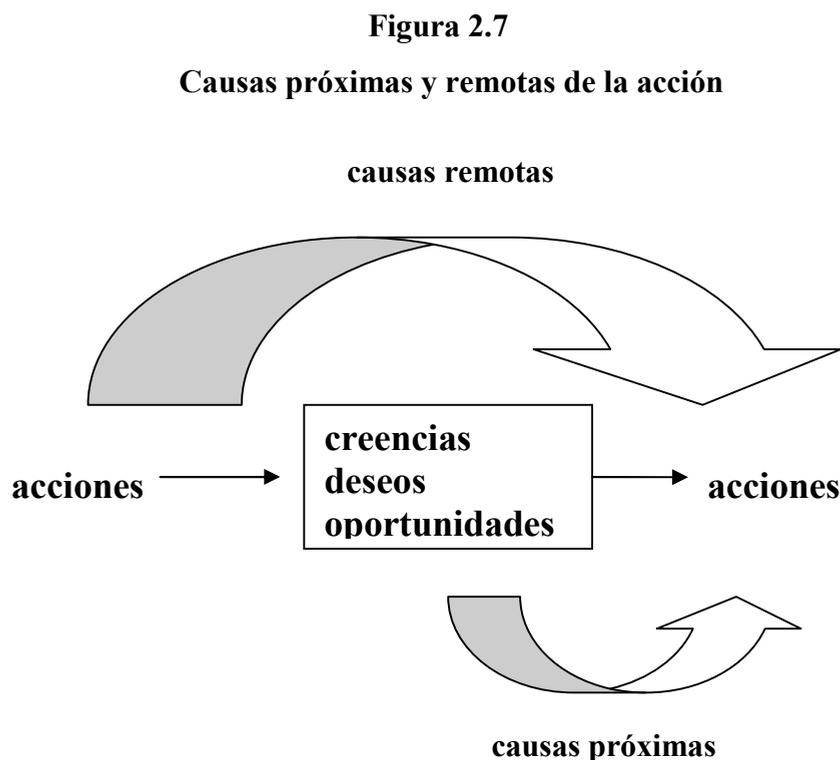
Las causas remotas de la acción



Fuente: elaboración a partir de Hedström 2005:44

Es importante distinguir entre causas próximas de la acción y causas remotas (ver figura 2.7, página 38). Las causas próximas de la acción de un actor son los deseos, creencias y oportunidades de dicho actor; por otro lado, las causas remotas de la acción de un actor son las acciones de otro actor u actores. Entender las causas próximas de la acción es sólo un paso en el largo camino de la sociología analítica que quiere explicar, en último término, el cambio o la carencia del mismo a nivel social. Así pues, no sólo

debemos especificar las causas próximas de la acción, sino también las causas de las causas de la acción, es decir, las causas remotas de la acción, que se refieren a la interacción entre los actores. Asumir que las creencias, deseos y oportunidades están fijas y no dependen de las acciones puede ser plausible en algunos casos muy específicos, pero no es el caso general.



Fuente: elaboración propia

Sería también interesante distinguir analíticamente entre mecanismos intramoleculares, que se centran en las causas próximas de la acción y que sólo atañen a un actor, y mecanismos intermoleculares, que se ocupan de las causas remotas de la acción y conciernen a dos o más actores. Empecemos comentando los mecanismos intramoleculares. Para ilustrar dichos mecanismos, utilizaremos conceptos básicos de la teoría aquí considerada: deseos (D), creencias (B), oportunidades (O) y acciones (A), y las letras *i*, *j* y *k* para representar diversos actores. El primer tipo mecanismo intramolecular que vamos a considerar es el de “también se vive de ilusiones”, que denota una conexión causal desde un deseo de un actor hasta una creencia de ese mismo actor ($D_i \rightarrow B_i$); es decir, los actores pueden creer en lo que ellos desean (Davidson

1980). Por ejemplo, un individuo puede desear que Dios exista, y finalmente por este mecanismo, creer que Dios existe.

El segundo tipo de mecanismo es el de “la zorra y las uvas”, que refiere a una conexión causal desde una creencia un actor hasta un deseo de ese mismo actor ($B_i \rightarrow D_i$); esto es, los actores pueden dejar desear lo que creen que no pueden conseguir (Elster 1983). Por ejemplo, la zorra de la conocida fábula infantil deseaba comer las uvas, pero al no poder alcanzarlas, mediante este mecanismo dejó de desearlas.

El tercer tipo es el de “la hierba siempre crece más verde al otro lado de la valla”, que también señala un vínculo causal desde una creencia de un actor hasta un deseo de dicho actor ($B_i \rightarrow D_i$); en este caso, los actores podrían desear lo que ellos creen que no pueden conseguir. Por ejemplo, alguien inicialmente puede no desear un determinado coche deportivo, pero al no poder conseguirlo finalmente -a través de este mecanismo- desear tenerlo.

Ahora podemos considerar los mecanismos intermoleculares, que difieren unos de otros en cómo los actores y las acciones están organizadas espacial y temporalmente (Hedström 2006). En el primer tipo de mecanismo intermolecular, “la disonancia cognitiva” (Festinger 1957), las acciones de unos actores influyen en los deseos de un actor particular, y, por tanto, cambian su acción ($A_i \rightarrow D_j \rightarrow A_j$). Es decir, un actor j hace lo mismo que otro actor i porque la acción del actor i influye en los deseos del actor j . Por ejemplo, si un actor desea votar a un determinado partido político y los individuos con los que interacciona no votan a dicho partido político, entonces este hecho puede causar una fuerte disonancia en dicho actor, especialmente si el deseo es importante y las relaciones con los otros son también valiosas. Una manera de eliminar esta disonancia es persuadir a los otros de la importancia de votar a un determinado partido político, o bien persuadirse a sí mismo de que, después de todo, no es tan importante votar a ese partido político.

En el segundo mecanismo intermolecular, “la imitación racional” (Hedström 1998), la acción de un actor influye en la creencia, y, por tanto, en la acción de otro ($A_i \rightarrow B_j \rightarrow A_j$). Esto es, un actor j hace lo mismo que un actor i porque el actor j cree, por ejemplo, que el actor i está mejor informado. Por ejemplo, imaginemos que las personas

con las que interacciona un individuo compran un determinado producto, entonces estas acciones pueden influir en la creencia de dicho individuo de que tal producto es de calidad, y por tanto comprarlo.

El tercer mecanismo llamado “cadena de vacantes” (Harrison White 1970) es un proceso donde las acciones de algunos crean nuevas oportunidades, y, por tanto, cambios en las acciones de otros ($A_i \rightarrow O_j \rightarrow A_j \rightarrow O_k \rightarrow A_k$). Por ejemplo, en una gran empresa las ofertas de trabajo son creadas cuando los individuos dejan la empresa o cuando se crean nuevos puestos de trabajo. Si un individuo j ocupa un puesto de trabajo que ha sido dejado por otro individuo i , entonces se crea una nueva oferta de trabajo en el antiguo puesto de trabajo del individuo j . Así pues, individuos y ofertas de trabajo se mueven en direcciones opuestas, y el proceso de movilidad en una gran empresa es gobernado por una cadena de oportunidades (Hedström 2006).

El cuarto mecanismo denominado “la profecía autocumplida” (Merton 1968) es un proceso donde las acciones de unos individuos modifican las creencias, y, por tanto, cambian las acciones de otros ($A_i \rightarrow B_j \rightarrow A_j \rightarrow B_k \rightarrow A_k$). Una falsa creencia inicial puede llevar a ciertos comportamientos que finalmente hagan que dicha creencia falsa llegue a ser verdadera. Por ejemplo, la difusión de la creencia infundamentada de la quiebra de un banco puede llevar a los individuos a retirar su dinero de dicho banco y finalmente conducirlo a la quiebra real. Este mecanismo es el que subyace en algunas crisis económicas y en la formación de ciertos prejuicios sociales.

El último mecanismo titulado “Antiguo Régimen” (Tocqueville 1998) es un proceso por el cual un actor i decide hacer algo por razones oportunistas, y no por deseos genuinos. Dicha acción modifica las creencias de otros actores, y esto les lleva a dichos actores a cambiar sus acciones. Finalmente dichas acciones modifican los deseos del actor i haciendo que desee genuinamente lo que en un principio no deseaba verdaderamente ($D'_i \rightarrow A_i \rightarrow B_j \rightarrow A_j \rightarrow D_i$). Este mecanismo fue utilizado por Tocqueville para explicar la rápida secularización que tuvo lugar en Francia a finales del siglo XVIII.

Es importante señalar que la teoría DBO no siempre predice correctamente cómo se va a comportar un individuo. Es posible que un individuo tenga creencias, deseos y

oportunidades que proporcionen fuertes razones para hacer X; y, sin embargo, haga Y finalmente porque tenga otras razones aún más poderosas (Hedström 2005:42). La señora Martínez del ejemplo anterior puede desear, creer y tener la oportunidad de beber agua, pero no lo hace porque las creencias religiosas que posee le prohíben beber líquidos durante ciertos días, o porque las normas de la empresa para la que trabaja no le permiten dejar en ningún momento su puesto de trabajo durante el horario laboral.

Además, como ya señaló Aristóteles, la debilidad de la voluntad o *akrasia* puede hacer que un individuo ceda a la tentación del premio pequeño e inmediato a costa de un premio mayor pero a largo plazo. Por ejemplo, la señora Martínez quizás no se levante de su asiento para ir a beber agua a pesar de estar sedienta, saber que existe una fuente de agua en la habitación del al lado y tener la oportunidad de hacerlo por la molestia e incomodidad que podría suponer levantarse e ir a la otra habitación a tomar agua.

Sin embargo, la pregunta clave en la sociología analítica no es por qué los individuos hacen lo que hacen, sino por qué actuando como lo hacen generan los resultados sociales que hacen. La sociología analítica no se ocupa, por tanto, de explicar el comportamiento individual, sino que trata de explicar el cambio o la ausencia de cambio a nivel social. Por otro lado, como se ha intentado subrayar en las páginas anteriores, es crucial analizar las acciones si queremos explicar el cambio o la estabilidad social. Así pues, centrarnos en las acciones es un paso necesario pero insuficiente para explicar el cambio a nivel social. Debemos tener en cuenta las acciones, pero no podemos quedarnos en ellas si queremos ir más allá y explicar el cambio social.

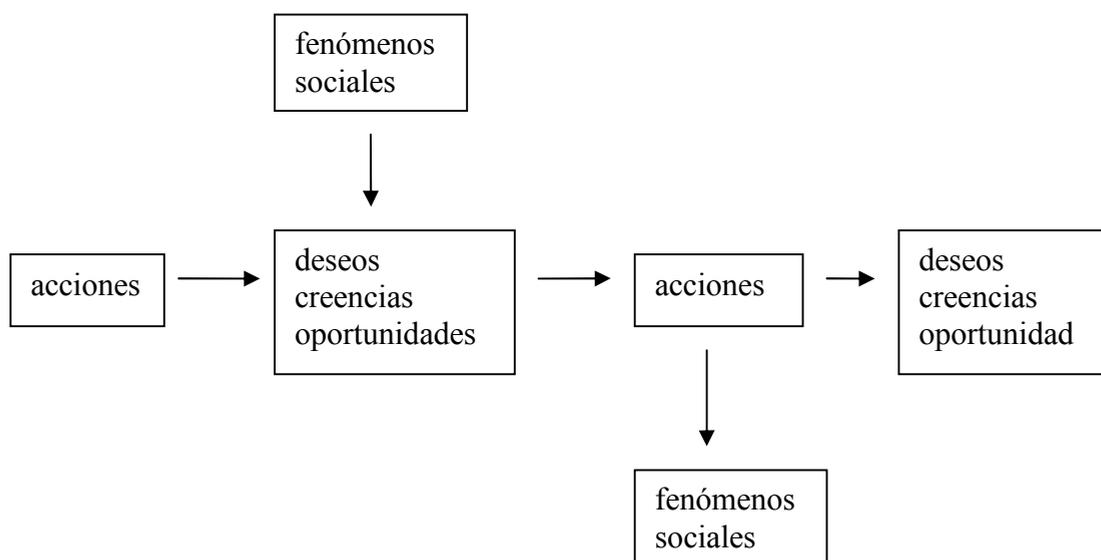
En resumen, en esta sección se ha tratado de responder a dos cuestiones básicas: cómo las acciones de los individuos pueden ser explicadas por los deseos, creencias y oportunidades de dichos individuos, mediante la teoría BDO; y cómo dichos eventos mentales y dichas oportunidades, a su vez, son afectados por las acciones de otros individuos, a través de la estructura de interacción entre dichos individuos. Asimismo, se ha argumentado por qué las teorías de la acción son de capital importancia para poder explicar el cambio social. En la próxima sección no nos ocuparemos de las acciones individuales de nuevo, sino que nos centraremos en los fenómenos sociales que las acciones de los individuos generan.

2.4 Interacción social, cambio social y simulaciones informáticas

En la sección anterior además de abordar cómo los deseos, las creencias y las oportunidades de los individuos influyen en las acciones de dichos individuos, se discutió cómo dichas acciones a su vez afectan a los deseos, creencias y oportunidades de otros actores. Sin embargo, en esta sección se tratará cómo los fenómenos sociales impactan en las acciones de los actores a través de sus creencias, deseos y oportunidades, y cómo las acciones de los actores a su vez influyen en los fenómenos sociales (figura 2.8). Los individuos, por tanto, no sólo interaccionan con otros individuos, sino también con los agregados sociales. En la figura 2.8, las flechas verticales aluden a la interrelación entre fenómenos sociales e individuos, mientras que las flechas horizontales hacen referencia a la interrelación entre individuos. Schelling (1998:33) aporta un ejemplo bastante clarificador: un individuo interacciona con otro individuo si el primero cambia de carril cuando el parachoques delantero de su coche se aproxima al parachoques trasero del segundo; sin embargo, un individuo interacciona con un agregado social si ajusta la velocidad de su coche a la velocidad media de los coches que circulan por la carretera.

Figura 2.8

Interrelación entre individuos y entre individuos y fenómenos sociales



Fuente: elaboración propia

La sociología analítica no se centra en explicar el comportamiento o la acción individual, sino que pretende explicar fenómenos sociales caracterizados por colectividades de actores. Sin embargo, es importante entender las causas y las consecuencias de la acción individual para poder explicar los fenómenos sociales. Desde la perspectiva de la sociología analítica, tanto las propiedades de los fenómenos sociales como los cambios que acontecen o no en dichos fenómenos a través del tiempo y del espacio deben ser siempre explicados haciendo referencia a las acciones de los individuos, puesto que son dichas acciones -y no las entidades sociales como se argumentará más tarde- las que están dotadas de poderes causales.

Contrariamente, Durkheim (1895 [1965]) afirma que la causa suficiente de un hecho social debe buscarse entre los hechos sociales precedentes. Sin embargo, Durkheim no siempre siguió sus propias reglas metodológicas, y en sus investigaciones empíricas, según defiende Hedström (2005:68), intentó explicar fenómenos sociales a menudo en términos de las acciones de individuos. En este punto es importante de nuevo subrayar que son las acciones de los individuos -y no las entidades sociales- las que “mueven” la sociedad, y por tanto las que poseen poderes causales.

Muchos fenómenos sociales son fenómenos emergentes en el sentido de que son productos no intencionados de las acciones de los individuos cuando dichos individuos interactúan entre sí. Los fenómenos sociales emergentes son prácticamente imposibles de predecir porque los resultados sociales dependen en gran medida de las características de la estructura de interacción entre los actores que constituyen el fenómeno social a explicar (Holland 1998). Así pues, pequeños cambios o modificaciones sin importancia aparente en la estructura de interacción de los actores pueden tener profundas consecuencias en los resultados sociales que emergen, como la teoría del efecto mariposa acertadamente postula, y, en este mismo sentido, podría también afirmarse que los procesos sociales dicen muy poco acerca de los procesos individuales.

Por todo lo expuesto hasta ahora, parece que el análisis del vínculo entre lo individual y lo social es la clave de bóveda para intentar explicar el cambio social a partir de las interacciones entre los individuos. Dos consideraciones importantes se pueden mencionar en torno a dicho vínculo: en primer lugar, la complejidad de dicho

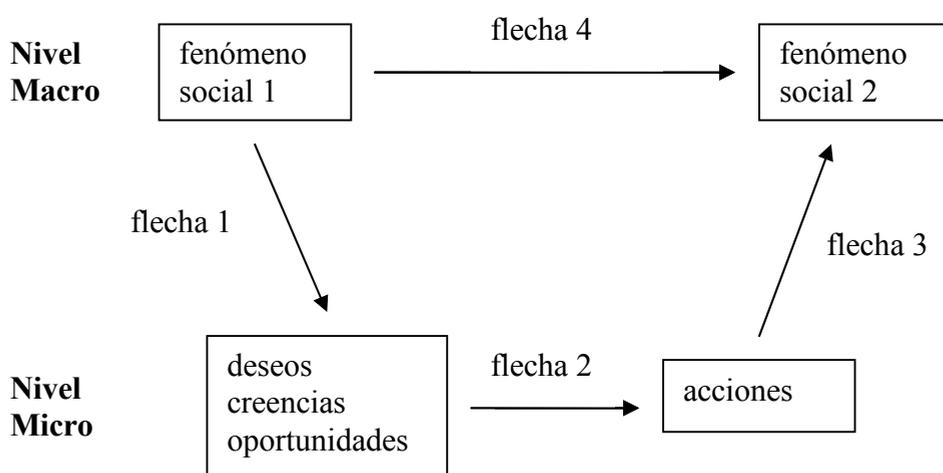
vínculo es tal que se requieren ciertas herramientas formales para poder analizar y tratar dicha complejidad; en segundo lugar, distinguir analíticamente entre lo individual y lo social no significa necesariamente reificar ambos niveles y tratarlos como puramente reales. Metodológicamente distinguimos entre ambos niveles porque nos permite explicar el cambio social a partir de las interacciones de los individuos, pero desde un punto de vista ontológico tenemos sólo un único nivel de realidad (para una discusión más amplia véase Giddens 1995 y Bourdieu 1988).

Esta sección está dedicada, en primer lugar, a explicar cómo las acciones e interacciones entre los actores sociales pueden generar el cambio social. En segundo lugar, se mostrará qué tipo de herramientas metodológicas podrían ser las más adecuadas para tratar la complejidad y la emergencia de los fenómenos sociales. En tercer lugar, se intentará criticar la tendencia de algunas corrientes sociológicas que tratan la realidad -objeto de estudio- como si estuviera estratificada en dos niveles ontológicamente diferentes, a saber, lo social y lo individual, considerando ambos niveles como independientes uno del otro. La empresa de la sociología analítica, y, por tanto, la pertinencia de esta investigación dependen en última instancia de la fortaleza de las críticas contra el dualismo ontológico de la realidad. Por último, se mostrará cómo una de las herramienta formales para analizar la complejidad y la emergencia de los fenómenos sociales, a saber, la simulación informática basada en agentes, permite integrar adecuadamente teoría sociológica e investigación empírica.

2.4.1 La complejidad entre lo individual y lo social

La sociología analítica puede utilizar el conocido gráfico micro-macro de Coleman (gráfico 2.9, página 46) como un mapa para explicar el cambio social. La simple correlación entre dos fenómenos sociales, como muestra la flecha 4, lleva a explicaciones superficiales puesto que no se alude al mecanismo generativo que los vincula, como se intentó probar en páginas anteriores. La sociología analítica, al intentar explicar el cambio social, puede proceder de la siguiente forma: primero, intenta mostrar cómo un fenómeno social influye en las creencias, deseos y oportunidades de los individuos, como representa la flecha 1; después, muestra cómo estos estados mentales y estas oportunidades afectan a la acción de los individuos, como simboliza la flecha 2; y, por último, cómo los actores, a través de sus acciones, provocan el fenómeno social que buscamos explicar, como señala la flecha 3.

Figura 2.9
Gráfico micro-macro de Coleman



Fuente: elaboración a partir de Coleman 1986

Mientras los mecanismos intermoleculares comentados anteriormente se ocupan de explicar cómo el contexto social donde los individuos están “incrustados” influye en los deseos, creencias y oportunidades de dichos individuos (flecha 1), los mecanismos intramoleculares pretenden explicar cómo dichos estados mentales y dichas oportunidades de los actores afectan a las acciones de dichos actores (flecha 2). Por otro lado, hace falta alguna herramienta formal para analizar el complejo vínculo entre lo individual y lo social (flecha 3) porque lo social generalmente no se puede derivar linealmente de lo individual; es decir, es necesaria una herramienta formal que nos permita analizar los resultados sociales generados por una colectividad de actores que interactúan entre sí, ya que dichos resultados sociales son frecuentemente impredecibles y productos no intencionados de las acciones individuales. La sociología analítica, por tanto, debe hacer uso de dichas herramientas formales puesto que los fenómenos sociales de los que se ocupa son en múltiples casos fenómenos emergentes y complejos. Por último, es importante subrayar que la utilización herramientas formales para analizar el vínculo complejo entre el nivel individual y el nivel social no nos lleva a aceptar cualquier herramienta formal como válida.

Una herramienta formal que ha sido utilizada con cierto éxito para analizar el vínculo entre lo individual y lo social son los modelos matemáticos tradicionales (en

particular, las ecuaciones diferenciales). Sin embargo, el principal problema de esta herramienta es que para poder resolver dichas ecuaciones necesita a menudo introducir supuestos falsos. Así pues, se puede afirmar que tales modelos matemáticos son extremadamente elegantes, pero normalmente no explican nada del mundo real puesto que están basados en presupuestos falsos (discusión tratada en Hedström 1998b; 2005; 2006; y 2009). Las matemáticas de Newton, diseñadas exitosamente para resolver problemas propios de las ciencias físicas, tienen sin embargo un uso limitado en las ciencias sociales. Metafóricamente podría explicarse la utilización de modelos matemáticos tradicionales en sociología diciendo que es como gatear de noche bajo la luz de una farola buscando unas llaves perdidas en otro lugar: sólo se buscan las llaves donde haya suficiente luz aunque en dicho sitio no se puedan nunca encontrar las llaves.

Otra herramienta formal que ha empezado a utilizarse recientemente para analizar el vínculo complejo entre lo social y lo individual son los modelos informáticos basados en agentes (programas informáticos creados con lenguajes o entornos de programación que utilizan actores virtuales) (véase capítulo V, página 143). Esta herramienta carece de la belleza de las ecuaciones diferenciales, pero no requiere introducir necesariamente supuestos falsos, y, además, es lo suficientemente precisa para captar cómo pequeñas diferencias en la estructura de interacción entre los agentes pueden tener un profundo impacto en los fenómenos sociales emergentes. Otra importante ventaja de utilizar esta herramienta es que nos permite realizar todo tipo de experimentos virtuales de laboratorio a fin de poder establecer los mecanismos sociales que operan debajo de los fenómenos sociales que estamos analizando.

Los modelos no son más que simplificaciones de la realidad. Supongamos que queremos explicar un fenómeno social $S = \{a, b, c, d\}$ mediante un modelo. El modelo $M = \{e, f\}$ no sería un buen modelo porque es descriptivamente falso, como puede ocurrir a menudo con los modelos matemáticos tradicionales; en cambio, el modelo $I = \{a, b\}$ sería un modelo adecuado porque aunque es descriptivamente incompleto no es descriptivamente falso, como puede suceder con los modelos informáticos. Los modelos matemáticos tradicionales y los modelos informáticos pueden diferir en los supuestos de partida: los presupuestos de las ecuaciones diferenciales aplicados a las ciencias sociales son normalmente falsos porque las matemáticas tradicionales son difícilmente compatibles con las características propias de los fenómenos sociales; sin embargo, los

presupuestos de la simulación informática no necesitan ser falsos para representar la realidad social. En la medida en que la sociología analítica está comprometida con el realismo abstracto -como se comentó al principio del capítulo-, no puede aceptar supuestos de partida falsos, y, por tanto, las herramientas formales basadas en las matemáticas tradicionales.

Por otro lado, utilizar la simulación informática basada en agentes para intentar explicar fenómenos sociales complejos mediante las acciones individuales tampoco significa que podamos explicar de forma simple dichos fenómenos porque en ellos pueden operar distintos mecanismos que se anulen mutuamente, dando la impresión errónea de que no se ha producido ningún cambio o que los resultados de dichos mecanismos se sumen dando a algún factor más relevancia de la que realmente tiene. Esto significa que debemos estar siempre alerta ante la posibilidad de que pequeños eventos externos al proceso considerado puedan alterar de manera significativa los resultados sociales que predice la simulación informática en ausencia de dichos eventos externos. La discrepancia entre predicciones teóricas y resultados observados no significa que la simulación informática basada en agentes sea una herramienta inadecuada, sino tan sólo que el vínculo entre lo social y lo individual es extremadamente complejo.

Así pues, la relación entre lo social y lo individual analizada por la simulación informática basada en agentes no debe ser interpretada como afirmaciones sobre la realidad empírica. De hecho, la sociedad es siempre un sistema abierto en el que coexisten muchos procesos sociales diferentes que se influyen mutuamente; sin embargo, la simulación informática, que es un artificio computacional que utiliza actores virtuales, presupone que la sociedad es un sistema cerrado, y sólo se centra en uno o en unos pocos procesos sociales concretos. Por consiguiente, los resultados de la simulación informática siempre se refieren a tendencias causales, y no a realidades empíricas.

Merece la pena volver a subrayar que la sociología analítica empieza su análisis por un *explanans* social y termina con un *explanandum* social, y que entre ambos polos nos encontramos con las causas y las consecuencias de las acciones de los individuos. No es suficiente postular que un fenómeno social causa otro, hace falta también abrir la

“caja negra” y detallar el mecanismo que vincula ambos fenómenos. Esta forma de proceder no es nueva en la historia de la sociología; por ejemplo, el análisis de Weber de por qué el capitalismo moderno emergió en la sociedad occidental se ajusta claramente a este esquema. En este caso, el *explanans* social es una norma religiosa (la ética protestante) y el *explanandum* social un sistema económico (el capitalismo moderno), pero la explicación hace referencia a cómo una norma religiosa influye en las acciones de los individuos, y, asimismo, cómo dichas acciones generan el capitalismo moderno. Weber pensó que no era suficiente señalar la correlación entre la ética protestante y el capitalismo moderno, por lo que fue muy cuidadoso a la hora de abrir la “caja negra” y detallar los mecanismos subyacentes.

Este trabajo pretende analizar cómo las propiedades de las estructuras de las redes sociales afecta a la génesis de capital social. Asimismo, no sólo quiere asociar ciertas topologías óptimas de redes sociales con la máxima generación de capital social, sino que también intentará detallar el mecanismo mediante el cual las redes sociales son capaces de crear capital social a través de las acciones de los individuos y sus interacciones. Además, el análisis de las relaciones entre la estructura de las redes sociales y la génesis de capital social implica necesariamente la utilización de la simulación informática basada en agentes, en primer lugar, porque el capital social es una propiedad emergente de la estructura interacción entre los individuos, y, en segundo lugar, porque es un fenómeno complejo que no se deriva linealmente de las acciones de dicho individuos.

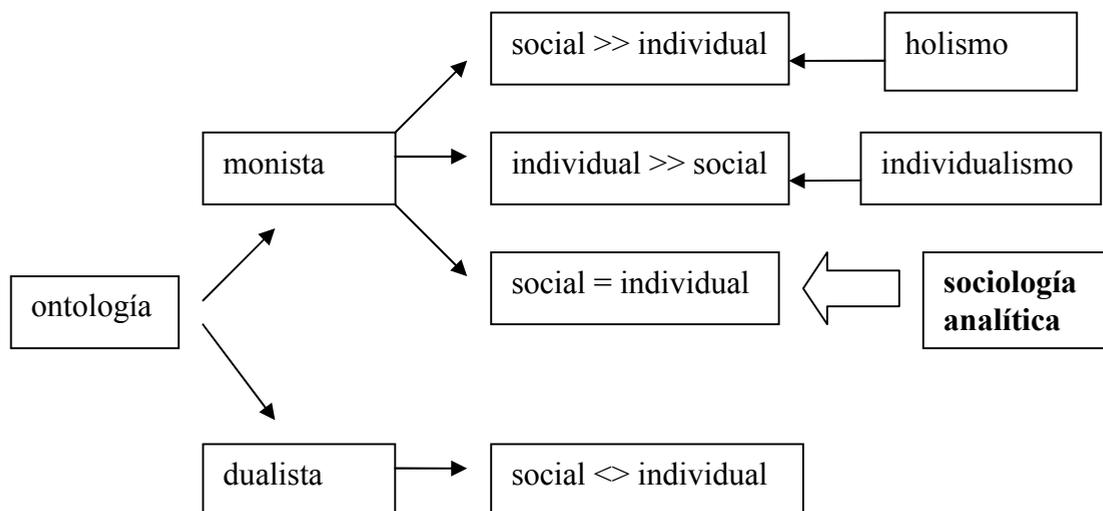
En resumen, la insistencia de la sociología analítica en la interacción social no se debe únicamente a que quiera asumir una de las ideas centrales más arraigadas en la tradición sociológica, a saber, la naturaleza relacional de lo social, sino también a que dichas interacciones sociales nos permiten explicar por qué observamos los fenómenos sociales que de hecho observamos. De igual manera, la sociología analítica insiste en la importancia del uso de herramientas formales no sólo por el valor intrínseco de dichas herramientas, sino sobre todo porque nos permite explicar fenómenos sociales a partir de las acciones e interacciones de los individuos. Sin tales herramientas formales no podríamos entender ni explicar la emergencia y la complejidad de los fenómenos sociales.

2.4.2 Distinciones metodológicas y ontológicas: lo individual y lo social

Algunos autores (Archer 1995; Bhaskar 1998; Brante 2001; y Collier 1994) defienden una ontología dualista, esto es, afirman que la realidad que interesa al científico social está estratificada ontológicamente en dos niveles, a saber, lo social y lo individual. Sin embargo, la sociología analítica (Hedström 2005) sostiene una posición ontológica monista, sin mantener por ello que lo social sea un mero epifenómeno de lo individual (individualismo), como algunas explicaciones de corte estadístico presuponen, o que lo individual sea un simple epifenómeno de lo social (holismo), como señalan ciertas explicaciones de cobertura legal. Las teorías explicativas basadas en mecanismos sociales, propias de la sociología analítica, presuponen que lo individual y lo social constituyen un todo; además, también reconocen que ambos niveles sólo son distinguibles desde un punto de vista metodológico, pero no desde una perspectiva ontológica (figura 2.10). En este apartado se pretende criticar la posición ontológica dualista porque tratar la realidad social como si estuviera estratificada en dos niveles diferentes lleva a explicaciones causales superficiales, y oscurece más que clarifica nuestra manera de entender los fenómenos sociales.

Figura 2.10

Distintas posiciones ontológicas



Fuente: elaboración propia

Posiblemente muchos autores estén de acuerdo en que los fenómenos sociales son a menudo fenómenos emergentes en el sentido de que los resultado sociales son frecuentemente independientes de la voluntad de los individuos. Esta idea presupone

que tales fenómenos sociales no se pueden reducir linealmente a las acciones individuales, y, por tanto, que las propiedades que operan a nivel social no pueden definirse simplemente en términos individuales. Lo social, en este sentido, es más que la mera suma de las individualidades que lo componen. Sin embargo, algunos autores (Archer 1995; Bhaskar 1998; y Collier 1994) van más allá de las ideas anteriores y defienden, por un lado, que los resultados sociales no se pueden explicar de ninguna manera a partir de las interacciones individuales; y, por otro lado, que el mundo social está estratificado ontológicamente en dos niveles, a saber, lo social y lo individual, poseyendo ambos niveles poderes causales independientes y operando con mecanismos autónomos entre sí.

La sociología analítica también asume que los fenómenos sociales son a menudo fenómenos emergentes, es decir, fenómenos que no se derivan de forma lineal de las partes constituyentes. Sin embargo, esto no significa que no se puedan explicar de alguna forma haciendo referencia a las acciones e interacciones entre individuos. La simulación social informática basada en agentes permite explicar lo social a través de lo individual, sin tener por ello que reducir necesariamente lo social a lo individual.

Asumir que el mundo social está estratificado ontológicamente en dos niveles de realidad, y que dichos niveles son autónomos entre sí implica que las explicaciones la sociología analítica basadas en mecanismos sociales, así como en la acción e interacción son falsas, puesto que los fenómenos sociales una vez que han emergido tienen poderes causales independientes, y por tanto pueden causar otros fenómenos sociales sin el concurso de las acciones individuales. Conviene recordar que una de las tareas fundamentales de la sociología analítica es analizar cómo los individuos, interactuando mutuamente entre sí bajo condiciones sociales heredadas del pasado, generan nuevos fenómenos sociales.

A pesar del genio maligno de Descartes o del mundo ficticio que presenta la famosa película “Matrix”, la mayoría de nosotros estaríamos de acuerdo en afirmar que los individuos existen porque los percibimos con los sentidos (criterio de percepción de la existencia ontológica), y que tienen poderes causales que les permiten generar cambios a nivel social. Los dualistas ontológicos (Brante 2001) afirman también que la sociedad existe y que tiene poderes causales porque podemos observar sus efectos

(criterio de causalidad de la existencia ontológica), aunque ella misma no sea observable. Es decir, los efectos de los poderes causales de la sociedad establecen su realidad ontológica (Bhaskar 1998:25). Sin embargo, el criterio de causalidad ontológica no es siempre adecuado para establecer la existencia ontológica. Por ejemplo, son posibles entidades ontológicas con poderes causales que no ejerzan dichos poderes, y que por tanto no tengan efectos observables (Hedström 2005:72). Los gobiernos, por ejemplo, tienen poderes causales para recaudar impuestos, y quizás no los ejerzan. Así pues, es posible no tener efectos observables y tener existencia ontológica. Por tanto, no parece razonable defender la existencia ontológica de la sociedad y de sus poderes causales independientes mediante el criterio de causalidad de la existencia ontológica porque nos podría llevar a afirmar la existencia empírica de entidades no observables cuyos efectos tampoco son empíricamente observables. En realidad no hay argumentos convincentes sobre los poderes causales de las entidades sociales, ni motivos sensoriales para creer en su existencia; y sin métodos fiables para establecer los efectos de los poderes causales de las entidades sociales inobservables, la tesis de dualismo social ontológico parece quedar vacía (Hedström 2005:72).

Parece más útil y menos problemático distinguir metodológicamente entre diferentes niveles de realidad que hacer una distinción ontológica entre lo social y lo individual. Asimismo, la sociología analítica considera distintos niveles de realidad desde un punto de vista metodológico; sin embargo, no asume que el mundo social está estratificado ontológicamente. Así pues, podría afirmarse que los deseos y las creencias de los individuos están en un nivel metodológico más bajo que las acciones de los individuos porque dichas creencias y deseos son las entidades que forman parte de los mecanismos que generan dichas acciones, según la teoría DBO expuesta en el epígrafe 2.3 (página 34). De igual manera, las acciones de los individuos están en un nivel metodológico más bajo que los fenómenos sociales porque dichas acciones constituyen las actividades de los mecanismos que provocan dichos fenómenos sociales. Sin embargo, los fenómenos sociales están, quizás contraintuitivamente, en un nivel metodológico más bajo que las creencias y deseos de los individuos porque dichos fenómenos sociales son las entidades y actividades de los mecanismos que crean los deseos y creencias de dichos individuos.

2.4.3 La simulación informática basada en agentes

Desde las primeras páginas de este capítulo se viene señalando la importancia de integrar teoría sociológica e investigación empírica para el desarrollo de la sociología como disciplina científica. Por un lado, la investigación empírica sin teoría sociológica que la guíe “anda perdida”; y, por otro lado, la teoría sociológica sin investigación empírica que la sustente “no dice nada”; como afirma Merton (1968), la teoría y la investigación deben sacar fuerzas cada una de la otra.

Goldthorpe (1996) argumenta que una manera adecuada de integrar teoría e investigación es aproximar las teorías de la acción y la investigación cuantitativa. De igual manera, siguiendo la línea trazada por este último autor, se puede tratar de integrar teoría sociológica e investigación empírica estableciendo un vínculo estrecho entre la teoría DBO, el análisis cuantitativo y la simulación informática basada en agentes. Así pues, una tesis central de este capítulo es que la creación de un vínculo estrecho entre teoría sociológica e investigación empírica se puede llevar a cabo “incrustando” los resultados del análisis estadístico cuantitativo sobre la estructura de interacción entre los individuos en un modelo de simulación informática basado en agentes. Es lo que Hedström (2005:114) denomina modelos calibrados empíricamente.

Es importante distinguir entre modelos informáticos calibrados empíricamente y no calibrados. En estos últimos, las reglas de interacción entre los actores son simplemente inventadas de forma intuitiva por los investigadores, o derivadas de alguna manera de teorías sociológicas previas. Por el contrario, en los modelos calibrados empíricamente las reglas de interacción son detalladas por los análisis cuantitativos de las redes sociales. También es importante recordar que pequeños eventos externos no relacionados con los procesos sociales que estamos estudiando pueden alterar profundamente los resultados sociales, y, por tanto, los modelos calibrados empíricamente podrían no predecir dichos resultados sociales.

Se podrían mencionar diferentes razones por las cuales la investigación cuantitativa y la simulación informática no han tenido mucho contacto entre ellas hasta ahora. Los sociólogos, por un lado, han utilizado generalmente la simulación informática como una herramienta teórica para desarrollar experimentos mentales altamente abstractos que exploren los posibles mecanismos que subyacen en los

cambios sociales (Macy y Willer 2002:161); y, por otro lado, han empleado el análisis cuantitativo como herramienta de análisis empírico. Sin embargo, la sociología analítica pretende poner en contacto dichas herramientas al tratar de inyectar algún realismo en los modelos basados en agentes a partir de los datos cuantitativos de redes sociales.

Podemos utilizar nuevamente el gráfico micro-macro de Coleman (véase figura 2.9, página 46) para describir cómo la teoría BDO, la investigación cuantitativa y la simulación informática basada en agentes, se complementan entre sí para integrar teoría e investigación. Los sociólogos están normalmente interesados en explicar la relación entre dos fenómenos sociales, pero dicha explicación, desde la perspectiva aquí considerada, supone, en primer lugar, mostrar cómo los fenómenos sociales influyen en las acciones de los individuos en un punto en el tiempo, y, en segundo lugar, cómo dichas acciones generan resultados sociales en un punto más tarde en el tiempo.

La sociología analítica puede utilizar algunas herramientas metodológicas, por ejemplo, el análisis cuantitativo de redes sociales, para analizar cómo el contexto social en el que están situados los individuos influye en sus creencias, deseos y oportunidades (flecha 1), y, por tanto, en sus acciones (flecha 2); por otro lado, puede emplear también algunas herramientas formales, por ejemplo, la simulación informática basada en agentes, para analizar cómo las acciones de los individuos a su vez generan resultados sociales (flecha 3). Por último, también se puede utilizar el análisis de series temporales para estudiar la relación entre fenómenos sociales (flecha 4); sin embargo, dicho enfoque por sí sólo no contribuye al desarrollo de las teorías explicativas porque no menciona el mecanismo que subyace, y, por tanto, que explica el cambio social.

La sociología analítica pretende usar los datos de los análisis cuantitativos de la estructura de interacción de las redes sociales para especificar los detalles de los vínculos 1 y 2 del gráfico de Coleman, y también para incorporar dichos datos a modelos de simulación basados en agentes que permitan analizar el vínculo 3, es decir, estudiar los resultados sociales que son generados a través de las acciones de los individuos (Hedström 2005:116).

En resumen, la sociología analítica trata de explicar los cambios sociales recorriendo un largo camino que empieza en los fenómenos sociales previos, continúa

por las acciones de los individuos que interaccionan entre sí, y termina en los nuevos fenómenos sociales, considerados siempre como resultados de las acciones de dichos individuos. Para ello puede utilizar la combinación de dos métodos: el análisis de redes sociales y la simulación informática basada en agentes. Además, los modelos informáticos basados en agentes calibrados empíricamente con datos cuantitativos sobre la estructura de las redes sociales permiten establecer un vínculo estrecho entre teoría sociológica e investigación empírica.

PARTE SEGUNDA

ANÁLISIS CONCEPTUAL

La estructura topológica de las redes sociales puede ser un factor clave para explicar fenómenos sociales, como se argumentó en el capítulo anterior. Incluso pequeños cambios en la estructura de interacción social pueden tener un profundo impacto en los resultados sociales, como ponen de manifiesto no sólo los estudios pioneros en este campo (Coleman, Katz y Menzel 1957; Granovetter 1973; Milgram 1967; y Schelling 1978), sino también recientes investigaciones realizadas por autores cuyas disciplinas están aparentemente alejadas de las ciencias sociales (Barabási 2002; Newman 2003; y Watts 2003). Así pues, no es de extrañar que uno de los objetivos principales de la sociología analítica sea el análisis de las relaciones entre la estructura de las redes sociales y los procesos dinámicos que tienen lugar dentro de ella (Strang y Soule 1998). Esta tesis doctoral, en particular, pretende analizar el vínculo entre la estructura topológica de las redes sociales complejas y la génesis de capital social utilizando dos métodos de investigación: la simulación informática basada en agentes (*Agent-Based Modeling*) y el análisis de redes sociales (*Social Network Analysis*). Este capítulo está dedicado a definir y clarificar qué son las redes sociales, el capital social y la simulación informática con objeto de entender con mayor profundidad cómo la estructura de interacción social puede influir en la creación de capital social.

Capítulo III. Definición de red social

El universo físico, esto es, aquél que se puede medir y calcular, está constituido por redes. En todos los niveles de la realidad encontramos distintos tipos de redes. Por ejemplo, la estructura última de la materia está formada por una red de “cuerdas”; las proteínas y el ADN, las moléculas claves de la vida, están constituidas por una red de átomos; el cerebro, el órgano más complejo de la evolución, consiste en una red de neuronas; y las sociedades humanas, desde las más simples hasta las más complejas pueden ser consideradas como una red de seres humanos. Sin embargo, lo importante de este nuevo punto de vista no son las cuerdas, átomos, neuronas o personas que constituyen las redes, sino los vínculos que se establecen entre dichas entidades, es decir, las fuerzas débiles que surgen entre las cuerdas, los enlaces químicos que unen a los átomos, las sinapsis celulares que conectan a las neuronas y las relaciones sociales que enlazan a las personas. Pero quizás lo más fascinante aún de este universo reticular

sea el hecho de que cualquier entidad constitutiva de una red sea a su vez una red de otras entidades. Desde esta perspectiva, por ejemplo, las personas están constituidas por una red de células; las neuronas por una red de vías metabólicas; los átomos por una red de partículas elementales; y las “cuerdas” por una red de algo que todavía no se sabe bien qué podría ser. No debe sorprender, pues, que la trama del universo físico esté entretejida por una red de redes, y que la ciencia de las redes sea el punto de convergencia de una multitud de disciplinas aparentemente distintas tales como la sociología, la física, la biología, la economía, la geografía o la informática, entre muchas otras.

Las estructuras topológicas que subyacen a muchas redes existentes en el universo presentan una serie de propiedades comunes. La mayoría de las redes sociales, biológicas y tecnológicas poseen dos características significativas, a saber, la propiedad de mundo pequeño (*small-world*) y la propiedad de libre escala (*scale-free*). Es sorprendente que redes en principio tan dispares como las neuronales, metabólicas, de vasos sanguíneos, tróficas, de contactos sexuales, de relaciones comerciales entre empresas, de citación entre artículos académicos, de conocidos, Internet, World Wide Web y otras muchas posean en común dichas características.

Se dice que una red -por muy compleja y grande que sea- es un mundo pequeño cuando existen pocos pasos de separación por término medio entre dos nodos cualesquiera de dicha red. El término “mundo” hace alusión a lo inabarcable de la red, se puede pensar en redes de millones y millones de nodos; sin embargo, el término “pequeño” hace referencia a la proximidad entre los nodos de la red, ya que todos los nodos están conectados por un número pequeño de pasos por término medio. Así pues, la propiedad de mundo pequeño es una característica de aquellas redes en las que, a pesar de existir un gran número de nodos, es posible encontrar caminos cortos que conecten a dos nodos cualesquiera (Milgram 1967; y Watts y Strogatz 1998).

Otra propiedad común que presentan muchos tipos de redes es la de libre escala. Se dice que una red es de libre escala (*scale-free*) cuando la función de distribución de los vínculos de los nodos de dicha red sigue una ley de potencias (*power-law*), $y = Cx^{-\gamma}$ (donde C es una constante y γ varía ente 2 y 3). En este tipo de distribución

encontramos que unos pocos nodos tienen muchos vínculos y muchos nodos poseen pocos vínculos. La denominación libre de escala hace alusión a que la función de distribución permanece inalterada si cambiamos la escala de su variable independiente (Barabási y Albert 1999).

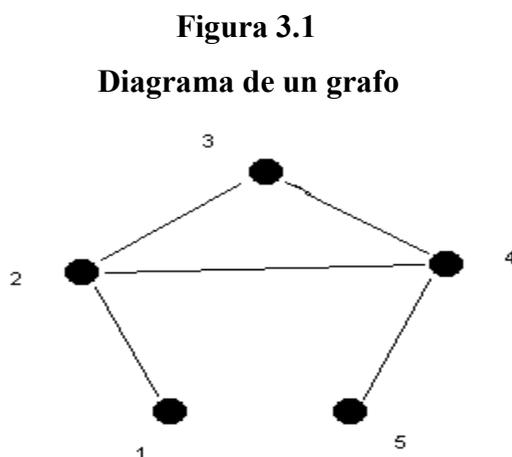
Existen, sin embargo, algunas propiedades características sólo de las redes sociales, por ejemplo la “asortatividad” (Newman 2002), que las distinguen de otros tipos de redes. Se dice que una red es “asortativa” cuando los nodos tienden a enlazarse con nodos cuyo número de vínculos es similar, es decir, los nodos con gran número de vínculos tienden a unirse con nodos con muchos vínculos, y los de menor número de enlaces con los de pocos enlaces. Las redes sociales son bastantes “asortativas” (con coeficientes de “asortatividad”, r , altos y positivos); sin embargo, redes biológicas y tecnológicas son “disasortativas” (con r negativos).

Este capítulo dedicado a redes sociales está organizado de la siguiente manera: en primer lugar, se define qué son los grafos y qué son las redes sociales, y cómo los grafos pueden representar a las redes sociales; en segundo lugar, se especifican los conceptos básicos de la teoría matemática de grafos sobre la que descansa el análisis de redes sociales; en tercer lugar, se clarifican las propiedades topológicas de los grafos que son utilizadas en este trabajo de investigación; en cuarto lugar, se presentan algunas nociones útiles del análisis de redes sociales que es uno de los métodos utilizados en esta tesis doctoral; y, finalmente, se analizan algunas características estructurales de las redes sociales y cómo dichas características se pueden representar en modelos mediante ordenador.

3.1 Definición de grafo

La definición convencional de red social como un conjunto de actores sociales unidos entre sí a través de relaciones sociales es un punto de partida bastante útil. Los actores sociales pueden ser de muy diversos tipos: individuos, grupos, empresas, organizaciones, Estados, sociedades, etc., y las relaciones sociales también pueden ser de muy distintas clases: relaciones de amistad, relaciones de poder, transferencias de recursos, influencia política, etc. (ver Requena 1989).

Por otro lado, desde un punto de vista matemático, un grafo es un conjunto de puntos o nodos y un conjunto de líneas o vínculos que conectan pares de nodos. Los grafos se pueden representar mediante diagramas o matrices. En la figura 3.1 se muestra el diagrama de un grafo compuesto por cinco nodos y cinco vínculos, y en la tabla 3.1 se muestra la matriz del mismo grafo. La información que proporciona los diagramas y las matrices correspondientes es exactamente la misma, pero sólo los datos dispuestos en matrices son susceptibles de tratamiento informático.



Fuente: elaboración propia

Tabla 3.1
Matriz de un grafo

	Nodo 1	Nodo 2	Nodo 3	Nodo 4	Nodo 5
Nodo 1	0	1	0	0	0
Nodo 2	1	0	1	1	0
Nodo 3	0	1	0	1	0
Nodo 4	0	1	1	0	1
Nodo 5	0	0	0	1	1

Fuente: elaboración propia

Definido de manera más formal, un grafo es un par de conjuntos $G = (V, E)$, donde V es el conjunto de los nodos o puntos del grafo G , y donde E es el conjunto de líneas o vínculos del mismo. $|V|$ es el número de nodos, y $|E|$ es el número de vínculos de G . En todo grafo se satisface que $E \subseteq [V]^2$, siendo $[V]^2$ el producto cartesiano $V \times V$;

así pues, los elementos de E son subconjuntos de 2 elementos de V . En la figura 3.1, por ejemplo, tenemos representado un grafo que está constituido por $V = \{1, 2, 3, 4, 5\}$, y por $E = \{\{1, 2\}, \{2, 3\}, \{2,4\}, \{3, 4\}, \{4, 5\}\}$.

No es difícil mantener que al menos algunos aspectos de las redes sociales se pueden representar mediante grafos, donde diferentes nodos simbolizan a distintos actores sociales, y las líneas entre nodos simbolizan las relaciones sociales entre actores. Sin embargo, las redes sociales no se agotan completamente en los grafos; es decir, los grafos no pueden representar la complejidad de las redes sociales en su totalidad, sino sólo ciertas dimensiones. Los grafos conciernen al mundo de los modelos, mientras que las redes sociales pertenecen a la realidad, y la realidad siempre es más compleja que los modelos. Así pues, los grafos no son más que modelos de las redes sociales. No obstante, habría que enjuiciar la utilidad de los grafos para la sociología por su capacidad -o no- para ayudar en la explicación de fenómenos sociales. Es importante señalar que, en los últimos diez años, numerosos artículos de investigación han puesto de manifiesto la potencialidad de los puntos y las líneas no sólo para explicar fenómenos sociales desde nuevos puntos de vista (Barabási 2002; Barabási y Albert 1999; Newman 2002; 2003; Watts 2003; y Watts y Strogatz 1998), sino también para hacer progresar la teoría sociológica por diferentes derroteros. La teoría de grafos, en este sentido, es una herramienta útil que permite representar redes sociales y ayuda a explicar fenómenos sociales sin perjuicio de lo que realmente puedan ser las redes sociales, que son, obviamente, mucho más que meros puntos y líneas.

De igual manera, otras cuestiones importantes se refieren a qué son las relaciones sociales y cómo las líneas de un grafo pueden representar adecuadamente dichas relaciones sociales. Es necesario subrayar de nuevo, respecto a estas cuestiones, que las líneas de los grafos no pueden capturar toda la riqueza de las relaciones sociales que entretienen las redes sociales, pero pueden ser extremadamente útiles para ayudar a explicar ciertos aspectos de dichas relaciones sociales. En resumen, se puede sostener que la teoría de grafos proporciona un lenguaje formalizado idóneo para analizar algunas dimensiones de las redes sociales, y este trabajo de investigación hace uso de dicha teoría para poder estudiar cómo influye la estructura topológica de las redes sociales en la génesis de capital social.

3.2 Teoría de grafos

Este apartado tiene por objeto presentar los conceptos básicos de la teoría de grafos (Diestel 2000), que se utilizan a lo largo de este trabajo de investigación.

Sea un grafo $G = (V, E)$, donde V es el conjunto de nodos del grafo G , y E es el conjunto de vínculos del mismo. $|V|$ es el número de nodos de G (normalmente se denota por n), y $|E|$ es el número de vínculos (frecuentemente se simboliza por m). El orden de G es su número de nodos.

Un nodo $v \in V$ es incidente de una línea $e \in E$, si y sólo si $v \in e$; y, asimismo, se dice que e es una línea de v , si y sólo si $v \in e$. Los nodos incidentes $i \neq j$ de una misma línea son los extremos de dicha línea, y se dice, además, que cada línea une sus extremos. En la figura 3.1 (página 60), por ejemplo, el nodo $1 \in V$ es incidente de la línea $\{1, 2\} \in E$ porque $1 \in \{1, 2\}$, y los nodos incidentes 2 y 3 de la línea $\{2, 3\}$ son los extremos de dicha línea.

Dos nodos $i \neq j$ son adyacentes o vecinos, si $\{i, j\}$ es una línea de G . Dos líneas $e \neq f$ son adyacentes si tienen un extremo en común. Si todos los nodos de G tienen vecinos, entonces el grafo es completo. Por ejemplo, en la figura 3.1 (página 60), los nodos 3 y 4 son adyacentes o vecinos porque $\{3, 4\}$ es una línea de G . En cambio, los nodos 1 y 5 no son adyacentes porque $\{1, 5\}$ no es una línea de G , y las líneas $\{2, 3\}$ y $\{3, 4\}$ son adyacentes porque tienen un extremo común, a saber, el nodo 3. Asimismo, el grafo G es completo porque todos sus nodos tienen vecinos.

El conjunto de vecinos o adyacentes de un nodo v de G se denota por $N(v)$, y el número de vecinos de un nodo v se indica por $|N(v)|$. El grado de un nodo v se denota por $d(v)$, y es el número de líneas de v . No siempre coincide $d(v)$ y $|N(v)|$ porque dos nodos pueden estar unidos por diferentes líneas.

Un nodo de grado 0 decimos que está aislado. En la figura 3.1 (página 60), por ejemplo, no existe ningún nodo aislado, y los grados de los nodos son: $d(1) = 1$, $d(2) = 3$, $d(3) = 2$, $d(4) = 3$ y $d(5) = 1$.

El grado mínimo de G se denota por $\delta(G)$, y es el mínimo grado de los nodos de G , es decir, $\delta(G) = \min \{d(v) / v \in V\}$. El grado máximo de G se indica por $\Delta(G)$, y es el máximo grado de los nodos de G , esto es, $\Delta(G) = \max \{d(v) / v \in V\}$. Si todos los nodos de G tienen el mismo grado, entonces decimos que G es regular. El grado medio de G se denota por $d(G)$, y es la media de los grados de los nodos de G ,

$$d(G) = \frac{1}{|V|} \sum d(v),$$

siendo $|V|$ el número de nodos de G . Claramente se puede comprobar que $\delta(G) \leq d(G) \leq \Delta(G)$. En la figura 3.1 (página 60), por ejemplo, $\delta(G) = 1$, $d(G) = 2$ y $\Delta(G) = 3$.

Siendo $d(G)$ la media de los grados de los nodos de G , podemos definir otro parámetro relacionado con él: $\varepsilon(G)$, la media de líneas de los nodos de G ,

$$\varepsilon(G) = \frac{|E|}{|V|},$$

siendo $|E|$ el número de líneas de G y $|V|$ el número de nodos de G .

¿Qué relación existe entre $d(G)$ y $\varepsilon(G)$? Cuando sumamos todos los grados de los nodos de G , contamos cada línea exactamente dos veces: una vez por cada uno de sus extremos. Así pues,

$$|E| = \frac{1}{2} \sum d(v) = \frac{1}{2} d(G) |V|,$$

y, por consiguiente,

$$\varepsilon(G) = \frac{1}{2} d(G).$$

En la figura 3.1 (página 60), por ejemplo, $|V| = 5$, $|E| = 5$, $\sum d(v) = 10$, $d(G) = 2$ y $\varepsilon(G) = 1$.

3.3 Propiedades estructurales de los grafos

Como se comentó anteriormente, los grafos pueden representar a las redes sociales; por lo tanto, las propiedades matemáticas de los grafos pueden representar características sociológicas de las redes sociales. A partir de ahora, se utilizará la

palabra “grafo” o el término “red” de manera indistinta para referirse al conjunto de nodos y líneas (el modelo), quedando reservado el concepto “red social” para denotar al conjunto de actores y relaciones sociales (la realidad social). En este apartado se definen cuatro propiedades matemáticas de los grafos (Wasserman y Faust 1994) que representan características estructurales de las redes sociales, a saber, densidad, longitud de paso, coeficiente de clustering e índice de Gini de la desigualdad de vínculos de la red.

a) Densidad de red

La primera propiedad, la densidad de red (D), es una medida de la conectividad de la red. Se puede definir como el cociente entre el número de líneas o vínculos existentes y el número de líneas o vínculos posibles de la red. Es decir, el cociente entre $|E|$ y las combinaciones de $|V|$ elementos tomados de dos en dos, esto es,

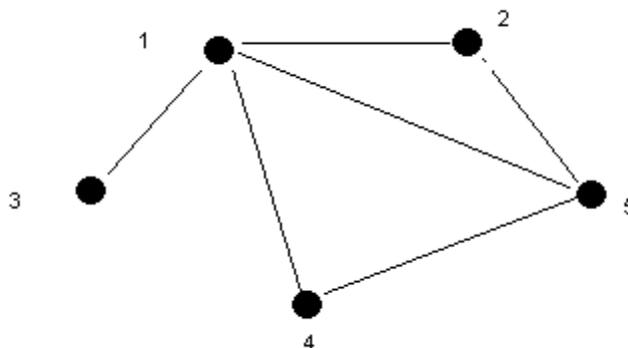
$$D = \frac{|E|}{C_{|V|,2}}$$

Si $|V| = n$ (el número total de nodos de la red) y $|E| = m$ (el número total de vínculos de la red), y aplicamos la definición de número combinatorio, $C_{n,2} = n! / (n-2)! 2!$, se puede obtener que

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

Para calcular la densidad de red del grafo representado en la figura 3.2, donde $n = 5$ (número de nodos) y $m = 6$ (número de vínculos), se puede aplicar la fórmula anterior, y se obtiene que $D = 0,6$ (60%).

Figura 3.2
Grafo de una red



Fuente: elaboración propia

b) Longitud de paso

La segunda propiedad, la longitud de paso medio de la red (\bar{L}), es una medida de la cercanía entre los nodos de una red. Para poder definir dicha propiedad se han de aclarar previamente algunos términos. Un camino entre dos nodos cualquiera, $i \neq j$, del grafo G es una secuencia de una o más líneas, $\{i, a\}$, $\{a, b\}$, $\{b, c\}$, ..., $\{z, j\}$, que comienza en el nodo i y pasando por una serie de nodos intermedios, a, b, c, \dots, z , termina en el nodo j . Dado dos nodos cualesquiera, $i \neq j$, cada uno es alcanzable desde el otro si existe al menos un camino entre ellos. Un camino que comience y termine en el mismo nodo es un ciclo, y un grafo es conexo cuando cualquier nodo es alcanzable desde cualquier otro nodo. Nótese que un grafo puede ser completo, es decir, que todos los nodos tengan al menos un vecino, pero no por ello sea necesariamente conexo; sin embargo, si es conexo, entonces es necesariamente completo. En la figura 3.2 (página 64), tenemos un grafo conexo y por tanto completo, siendo el camino $\{1, 2\}$, $\{2, 5\}$, $\{5, 1\}$ un ciclo porque empieza y termina en el mismo nodo 1.

Al camino entre dos nodos, $i \neq j$, se le asocia una distancia, que se nota por $d_{i,j}$, que es el número de líneas o pasos de ese camino. El camino más corto entre dos nodos se llama geodésico, y la distancia geodésica entre dos nodos, que se nota por $g_{i,j}$, es el número de pasos del geodésico entre dichos nodos. El diámetro de una red, que se nota por Φ , es la longitud geodésica más larga entre los nodos de dicha red. En la figura 3.2 (página 64), se muestran todos los caminos entre los nodos 3 y 5; uno a través de los nodos 1 y 2; otro a través sólo del nodo 1; y el último a través de los nodos 1 y 4. El primero de los caminos tiene una distancia de 3, el segundo de 2 y el tercero de 3. Así pues, el segundo de los caminos es un geodésico, la distancia geodésica entre ambos nodos es 2, y, asimismo, el diámetro de red es 2.

Sea dos nodos cualesquiera, $i \neq j$, la longitud de paso entre dichos nodos, que se indica por $l_{i,j}$, es la distancia geodésica entre dichos nodos, es decir, el número de líneas entre ambos nodos por el camino más corto. La longitud de paso medio de un nodo i , que se nota por L_i , es la media de todas las longitudes de paso entre el nodo i y el resto de los nodos ($n-1$), esto es:

$$L_i = \frac{\sum_{i \neq j} l_{i,j}}{(n-1)}.$$

La longitud de paso medio de red (\bar{L}) es la media de las longitudes de paso media de todos los nodos (n), es decir:

$$\bar{L} = \frac{\sum_i L_i}{n},$$

y, por consiguiente

$$\bar{L} = \frac{\sum_i \sum_{i \neq j} l_{i,j}}{n(n-1)}.$$

En la figura 3.2 (página 64), $L_1 = 4/4 = 1$, $L_2 = 6/4 = 1.5$, $L_3 = 7/4 = 1.75$, $L_4 = 6/4 = 1.5$, $L_5 = 5/4 = 1.25$ y $\bar{L} = (1+1.5+1.75+1.5+1.25) / 5 = 1.4$.

¿Qué relación existe entre la densidad (D) y la longitud de paso medio (\bar{L})? Supongamos que se incrementa D de una red, es decir, que aumenta el número de líneas existentes en dicha red, siendo el número de nodos constante. A medida que se eleva el número de líneas puede disminuir la longitud de paso entre los nodos de la red, y, por tanto, puede reducirse \bar{L} .

c) Coeficiente de clustering

La tercera propiedad, el coeficiente de clustering medio de la red (\bar{C}), se puede considerar como la medida de la extensión en la que los vecinos de cada uno de los nodos de la red son entre sí mutuamente vecinos. Para poder aclarar dicha propiedad se deben definir previamente algunos conceptos. La vecindad del nodo i , $N(i)$, es el conjunto de nodos adyacentes o vecinos del nodo i , esto es, $N(i) = \{v_j / e_{i,j} \in E\}$, y el grado del nodo i , $d(i)$, es el número líneas del nodo i (que a veces se nota por k_i). No siempre coinciden el número de vecinos de un nodo i , $|N(i)|$, con el grado de i , $d(i)$, porque pueden existir varias líneas diferentes entre dos nodos.

Se define el coeficiente de clustering del nodo i , C_i , como la medida de la extensión en la que los nodos adyacentes del nodo i son entre sí mutuamente adyacentes o vecinos, es decir, el cociente entre el número de líneas existente entre los vecinos del nodo y el número de líneas posible entre dichos vecinos, esto es, el cociente entre $|\{e_{j,k}\}|$ y las combinaciones k_i tomados de 2 en 2,

$$C_i = \frac{|\{e_{j,k}\}|}{C_{k_i,2}}.$$

Si aplicamos la definición de número combinatorio, $C_{k_i,2} = k_i! / (k_i - 2)! 2!$, se puede obtener que

$$C_i = \frac{2|\{e_{j,k}\}|}{k_i(k_i - 1)}.$$

Nótese que un nodo que no tenga al menos un par de vecinos no puede poseer coeficiente de clustering, tal como se desprende de su definición.

Definimos el coeficiente de clustering medio de red como la media de los coeficientes de clustering de todos los nodos para los que está definido dicho coeficiente (n),

$$\bar{C} = \frac{\sum C_i}{n}.$$

En la figura 3.2 (página 64), $C_1 = 4/12 = 0,33$, $C_2 = 2/2 = 1$, $C_4 = 2/2 = 1$, $C_5 = 4/6 = 0,66$. Nótese que el nodo 3 no tiene coeficiente de clustering, y, por tanto, no entra en el cálculo del coeficiente medio. Así pues, $\bar{C} = (0,33+1+1+0,66)/4 = 0,75$.

¿Qué relación existe entre la densidad (D) y el coeficiente de clustering medio (\bar{C})? Supongamos que se incrementa D en una red, es decir, que aumenta el número de líneas existentes en dicha red, siendo el número de nodos constante. A medida que se eleva el número de líneas puede aumentar, aunque no necesariamente, las líneas entre los vecinos de los nodos de una red y, por tanto, puede incrementarse \bar{C} .

d) Índice de desigualdad en la distribución de vínculos

Aunque es posible emplear diferentes medidas de desigualdad (Allison 1978), en este trabajo de investigación será utilizado el índice de Gini (IG) -comúnmente usado en ciencias sociales- como medida del grado de desigualdad de la distribución de vínculos entre los nodos de una red. Para ilustrar qué significa y cómo se calcula IG de una distribución de vínculos se puede observar la tabla 3.2 (página 68). Las dos últimas columnas de la tabla dan información relevante acerca de la desigualdad de la distribución de vínculos. Se puede ver que el 50% de los nodos de la red posee sólo el

26,74 % del total de los vínculos de dicha red, además, el 80% de los nodos tienen el 58,82 % de los vínculos, el 90% acaparan el 74,87%, etc. Sin embargo, en una distribución totalmente igualitaria el 50% de los nodos de la red poseerían el 50% de los vínculos totales de la red, el 80% de los nodos tendrían el 80% de los vínculos, y así sucesivamente.

Tabla 3.2
Distribución de vínculos entre los nodos de una red

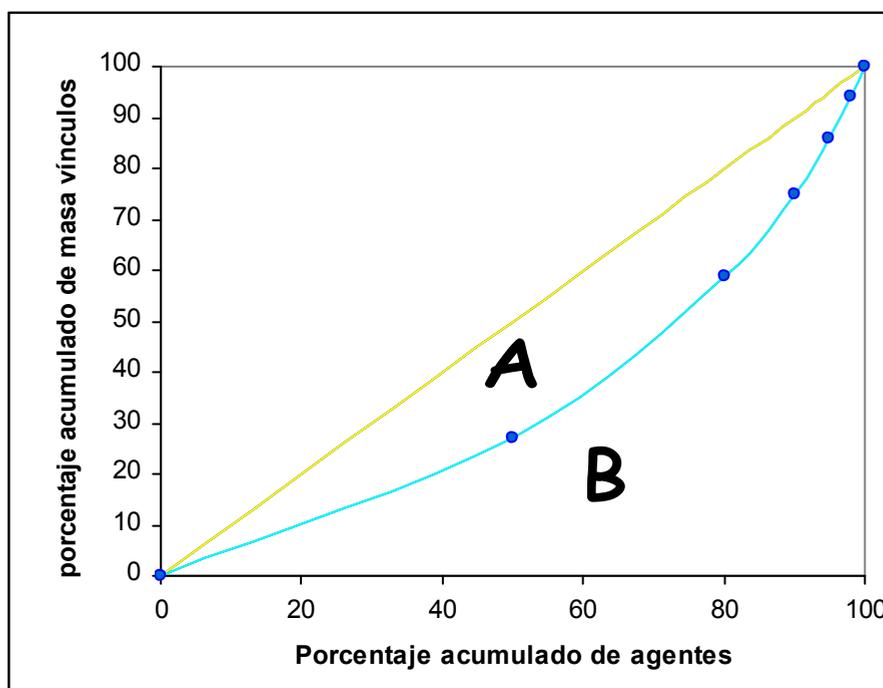
Nº vínculos	Nº nodos	% nodos	Masa vínculos	% masa vínculos	% acumulado de nodos	% acumulado masa vínculos
1	250	50	250	26,74	50	26,74
2	150	30	300	32,09	80	58,82
3	50	10	150	16,04	90	74,87
4	25	5	100	10,70	95	85,56
5	15	3	75	8,02	98	93,58
6	10	2	60	6,42	100	100
	500	100	935	100		

Fuente: elaboración propia

La desigualdad de la distribución de vínculos entre los nodos de la red se puede representar mediante la denominada curva de Lorenz. En la gráfica 3.1 (página 69) se representa la curva de Lorenz para la distribución de vínculos de la tabla 3.2.

En la gráfica 3.1 (página 69) se ha trazado un cuadrado (de lado $l = 1$) y se ha dibujado la diagonal que une el vértice inferior izquierdo con el superior derecho del cuadrado. La línea diagonal de color amarillo representa una distribución totalmente igualitaria, es decir, al 20% de los agentes le corresponde el 20% de los vínculos, al 40%, le corresponde el 40%, etc. Por otro lado, la curva de color azul representa la distribución de vínculos de la tabla 3.2, esto es, la curva de Lorenz para dicha distribución. Si la curva de Lorenz se acerca a la diagonal, entonces la desigualdad se reduce; sin embargo, si se aleja, la desigualdad se incrementa. En el caso extremo de que todos los nodos menos uno no posean vínculos, y sólo uno tenga todos los vínculos, es decir, en el caso de una distribución totalmente desigualitaria, la curva de Lorenz se confundiría con los lados superior e izquierdo del cuadrado.

Gráfica 3.1
Curva de Lorenz para la distribución
de vínculos entre los agentes de una red



Fuente: elaboración propia

El índice de Gini (IG), que mide el grado de desigualdad de cualquier distribución estadística, puede ser definido como un ratio de las áreas del diagrama de la curva de Lorenz. Si el área entre la línea de perfecta igualdad y la curva de Lorenz es **A**, y el área bajo la curva de Lorenz es **B**, entonces el IG es $A/(A + B)$; y puesto que $A + B = \frac{1}{2}$ (ya que el área del cuadrado es 1), entonces

$$IG = 2A = 1 - 2B$$

Si la curva de Lorenz es representada por la función $y = f(x)$, entonces el valor de **B** se puede calcular con la integración entre 0 y 1 de dicha función.

$$IG = 1 - 2B = 1 - 2 \int_0^1 f(x)dx$$

Este índice está comprendido entre 0 y 1: si la curva de Lorenz coincide con la diagonal, entonces **A** es igual a cero y **B** tiene el valor de $\frac{1}{2}$, y, por tanto, $IG = 0$; pero si la curva coincide con los lados superior e izquierdo del cuadrado, entonces **A** es $\frac{1}{2}$ y **B** equivale a 0, y, por tanto, $IG = 1$.

Si se conoce el número de vínculos de cada nodo de una red, se puede calcular directamente el IG de dicha distribución aplicando la siguiente fórmula:

$$IG = \frac{\frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |l_i - l_j|}{2\mu},$$

donde n es el número de nodos de la red; μ es la media de vínculos de los nodos, $d(G)$; y l es grado nodal, $d(v)$, es decir, el número de vínculos de un nodo.

Sin embargo, si se tiene una distribución como la mostrada en la tabla 3.2 (página 68), entonces es más útil emplear la siguiente fórmula equivalente:

$$IG = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (p_i - q_i)}{\sum_{i=1}^{n-1} p_i},$$

donde p_i representa el porcentaje acumulado de los nodos de una red y q_i representa el porcentaje acumulado de la masa de vínculos de una red. El sumatorio es sólo hasta $n-1$ porque siempre $p_n - q_n = 100\% - 100\% = 0$. Así pues, IG mide la desigualdad a través de las diferencias entre p_i y la q_i correspondiente.

Con los datos mostrados en la tabla 3.2 (página 68) se puede construir la tabla 3.3 de las diferencias entre los porcentajes acumulados y se puede calcular el IG de dicha distribución de vínculos.

Tabla 3.3

Diferencias entre porcentajes acumulados

p_i	q_i	$p_i - q_i$
50	26,74	23,26
80	58,82	21,18
90	74,87	15,13
95	85,56	9,44
98	93,58	4,42
413		73,43

Fuente: elaboración propia

Aplicando la última fórmula, para calcular IG , a la tabla 3.3 (página 70) de las diferencias entre porcentajes acumulados se puede obtener:

$$IG = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (p_i - q_i)}{\sum_{i=1}^{n-1} p_i} = 73,43 / 413 = 0,1778,$$

Y de esta manera podemos calcular **A**, el área entre la curva de Lorenz y la diagonal, como $0,1778 / 2 = 0,0889$; y **B**, el área bajo la curva de Lorenz, equivale a $(1 - 0,1778) / 2 = 0,4111$.

Cuando la desigualdad es máxima, entonces a p_1 le corresponde un $q_1 = 0$, y, por tanto, $p_1 - q_1 = p_1$; a p_2 le corresponde un $q_2 = 0$, y, por tanto, $p_2 - q_2 = p_2$; y así sucesivamente. Por ello:

$$\sum_{i=1}^{n-1} (p_i - q_i) = \sum_{i=1}^{n-1} p_i,$$

y, por tanto, $IG = 1$. Si, por el contrario, la desigualdad es mínima, entonces a p_1 le corresponde un q_1 del mismo valor numérico, y, por tanto, $p_1 - q_1 = 0$; a p_2 le corresponde un q_2 de idéntico valor, y, por tanto, $p_2 - q_2 = 0$; y así sucesivamente. Así pues,

$$\sum_{i=1}^{n-1} (p_i - q_i) = 0,$$

y, por tanto, $IG = 0$.

Tabla 3.4
Glosario de los términos más importantes
de la teoría de grafos utilizados en este trabajo

TÉRMINOS	SÍMBOLO	DEFINICIÓN
Punto/Nodo	v	Unidad elemental de un grafo. Representa a un actor social.
Línea/Vínculo	l	El enlace que une dos nodos. Representa una relación social.
Grado nodal	$d(v)$	Número de líneas conectadas a un nodo.
Grado medio nodal	$d(G)$	La media del número de vínculos unidos a los nodos de un grafo.
Distancia geodésica entre dos nodos	$g_{i,j}$	El número de líneas o pasos del camino más corto entre dos nodos.

Diámetro de una red	Φ	La distancia geodésica más larga de un grafo.
Densidad de red	D	El cociente entre el número de líneas existentes y el número de líneas posibles del grafo. Una medida de la conectividad de la red.
Longitud de paso nodal	Li	La media de las distancias geodésicas de un nodo con el resto de los nodos de un grafo. Una medida de la cercanía de los nodos de una red.
Coefficiente de clustering nodal	Ci	El cociente entre el número de líneas existente entre los vecinos de un nodo y el número de líneas posible entre dichos vecinos. Una medida de la extensión en la que los vecinos de un nodo son entre sí mutuamente vecinos.
Índice de Gini de distribución de vínculos	IG	Una medida de la desigualdad de distribución de los grados de los nodos de un grafo.

Fuente: elaboración propia

3.4 El análisis de redes sociales

a) Consideraciones metodológicas

Como se señaló en el epígrafe 2.4.3 (página 53), la sociología analítica debe integrar el análisis estadístico de redes sociales y la simulación informática basada en agentes para poder explicar fenómenos sociales. Siguiendo el esquema micro-macro propuesto por Coleman (figura 2.9, página 46), por un lado, el análisis de redes sociales puede explicar cómo los fenómenos sociales influyen en las acciones de los individuos, y, por otro lado, la simulación informática puede analizar cómo las acciones de los individuos generan fenómenos sociales. Así pues, desde el punto de vista de la sociología analítica, tanto el análisis de redes sociales como la simulación informática son incapaces por sí mismos de explicar el cambio social.

A menudo la literatura sociológica contrapone dos perspectivas distintas sobre cómo investigar el efecto de los fenómenos sociales sobre las acciones: una categorial que se ocupa de los grupos sociales, y otra reticular que analiza las redes sociales. En este trabajo se mantiene que ambas perspectivas son necesarias conjuntamente para explicar cómo los fenómenos sociales afectan a las acciones.

Para la visión categorial, que es la predominante en la investigación social, los actores sociales con atributos similares son agrupados en categorías sociales, sin tener en cuenta la estructura de relaciones en la que tales actores se encuentran inmersos. Este enfoque categorial pretende explicar la conducta de dichos actores a partir de sus

atributos particulares, por ejemplo, la edad, el género o el estatus socioeconómico entre otros. Dichos atributos, que poseen los actores en tanto que actores, son tratados como entidades primarias de análisis.

Sin embargo, la visión reticular, que es la minoritaria, hace hincapié en la estructura de relaciones entre los actores sociales. Este punto de vista reticular intenta explicar el comportamiento de los actores no en función de sus atributos, sino a partir de sus relaciones con otros actores, a través de sus las relaciones de amistad, de parentesco o de autoridad, por ejemplo. Dichas relaciones -y no los atributos- son consideradas como las entidades directas de investigación.

Así pues, la primera orientación se centra en los atributos o características de los individuos, y en los grupos o categorías sociales que constituyen dichos individuos, mientras que la segunda orientación, por el contrario, pone el énfasis en las relaciones entre los actores y en las estructuras de relaciones sociales que forman tales actores.

El método de investigación principal empleado por la perspectiva categorial es el análisis estadístico (tabulación cruzada, correlaciones, técnicas multivariadas y otras muchas). En la tabla 3.5 tenemos una matriz rectangular, típica del enfoque categorial, donde se representan los datos atributivos. En las filas se ubican los actores sociales (en este caso personas), y en las columnas las variables seleccionadas para dichos actores (edad, sexo y ocupación).

Tabla 3.5

Matriz con datos atributivos

Persona	Edad	Sexo	Ocupación
Ignacio	48	Hombre	Investigador
Matilde	47	Mujer	Profesora
Luis	46	Hombre	Empresario
Sonia	41	Mujer	Bibliotecaria
Carmen	39	Mujer	Empresaria

Fuente: elaboración propia

Tabla 3.6

Matriz con datos relacionales

¿Quién es amigo de quién?					
	Ignacio	Matilde	Luis	Sonia	Carmen
Ignacio	-	0	0	0	1
Matilde	0	-	0	1	1
Luis	0	0	-	1	0
Sonia	0	1	1	-	1
Carmen	1	1	0	1	-

Fuente: elaboración propia

Sin embargo, la perspectiva reticular utiliza el análisis de redes sociales (*Social Network Analysis*) como método de investigación. En la tabla 3.6 tenemos una matriz cuadrada, característica de la perspectiva reticular, donde se representan los datos sociológicos relacionales. Tanto en las filas como en las columnas tenemos la misma serie de sujetos, marcando con “1” la presencia de relación de amistad y con “0” la ausencia entre dichos actores sociales.

La mayor diferencia entre los datos categoriales y los reticulares es que los primeros se centran en actores y atributos, mientras que los segundos se ocupan de actores y relaciones. La mayor parte de la investigación sociológica se realiza a través del análisis estadístico. Sin embargo, no sería difícil argumentar que el análisis de redes sociales también constituye un instrumento poderoso para llevar a cabo investigaciones sociológicas.

Algunos autores (Wright 1980) sostienen que las afiliaciones categoriales son reflejo de las relaciones estructurales subyacentes. Desde esta perspectiva extrema, las clases sociales, por ejemplo, no son meramente un conjunto de individuos del mismo estatus socioeconómico, sino una etiqueta que refleja las relaciones económicas y políticas de dependencia. En este sentido, algunos resultados del análisis estadístico se podrían derivar de los resultados del análisis de redes, y, por tanto, en algunos casos se podría prescindir del análisis estadístico en la investigación empírica. Sin embargo, es difícil negar la importancia del análisis estadístico en la investigación sociológica.

En este trabajo de investigación se acepta la metodología del análisis de redes, pero sin rechazar la importancia del análisis estadístico. De la misma manera que la centrifugación del ADN destruye su estructura tridimensional, pero proporciona información esencial sobre su composición, el proceso de agregación de las características o atributos de los individuos para formar categorías o grupos sociales destruye información estructural, pero proporciona datos imprescindibles (Wellman, 2000). Así pues, el análisis estadístico y el análisis de redes (el análisis estadístico de redes sociales) pueden ser complementarios para explicar cómo los fenómenos sociales influyen en las acciones de los individuos, así como para calibrar empíricamente los modelos informáticos basados en agentes que pretenden explicar cómo las acciones de los individuos provocan el cambio social. A diferencia de los análisis estadísticos tradicionales que estudian, por ejemplo, la conducta de los individuos en función de la clase social, la edad o el sexo, el análisis estadístico de redes sociales se ocupa de las relaciones entre individuos, y no sólo de los atributos de los individuos.

b) Representación de nodos y vínculos

El análisis de redes puede utilizar dos herramientas matemáticas para estudiar redes sociales: la teoría de grafos y el álgebra de matrices. Los grafos son muy adecuados para representar redes sociales sencillas, pero necesitamos utilizar las matrices para representar redes sociales complejas. Cuando existen muchos actores sociales y muchos tipos de relaciones puede ser visualmente difícil identificar estructuras en dichos grafos; en este caso, es mejor representar redes sociales en forma de matrices. El tratamiento de los datos suministrados tanto por grafos como por matrices, debido a su complejidad y tamaño, exige la utilización de programas informáticos. Existen en el mercado varios programas informáticos utilizados por el análisis de redes que ayudan a representar y estudiar la estructura de las redes sociales: Ucinet-Netdraw, Egonet, Visone, Pajek y Siena son sólo algunos ejemplos.

Las redes sociales son estructuras dinámicas, es decir, estructuras que cambian a lo largo del tiempo; sin embargo, la mayoría de los programas informáticos que han sido desarrollados hasta el momento no consideran la evolución de las redes. Así pues, programas como Ucinet-Netdraw, Egonet, Visone y Pajek son muy útiles para analizar redes en un momento determinado en el tiempo, esto es, estudian redes estáticas. El programa Siena (*Simulation Investigation for Empirical Network Analysis*), por el

contrario, es una herramienta de análisis longitudinal de redes, que permite analizar la evolución de la red a través del tiempo (de Federico 2005).

Como se dijo anteriormente, un grafo está compuesto por nodos o puntos conectados por líneas o vínculos. Los nodos representan a los actores sociales y los vínculos representan las relaciones sociales. Además, los nodos pueden ser iguales o diferentes. Por ejemplo, los pases de un balón de rugby entre jugadores de un mismo equipo se pueden representar por una red de nodos iguales, mientras que los movimientos del balón entre los jugadores de equipos contrarios en un partido de baloncesto pueden ser representados por una red de nodos diferentes.

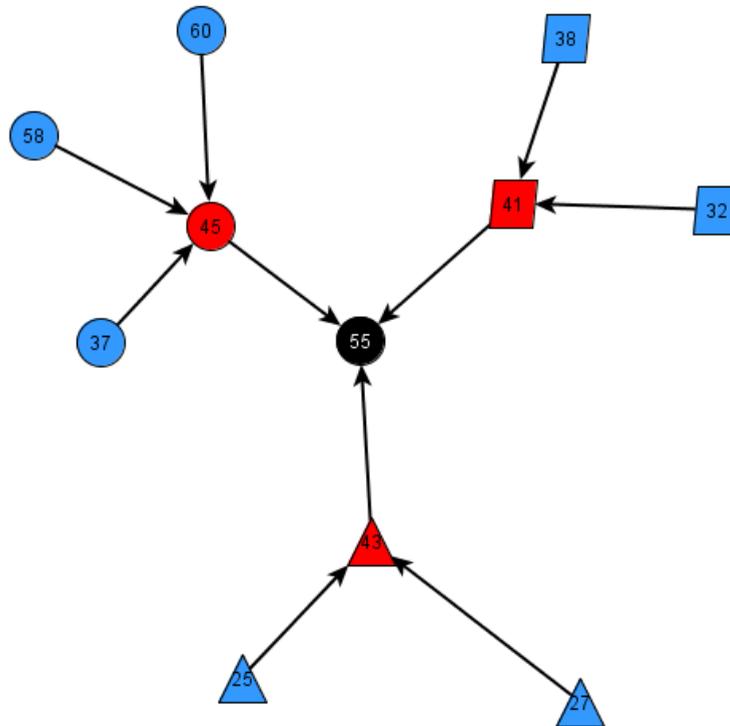
Además, una red puede tener una única clase de vínculos (red simple) o dos o más tipos de vínculos (red múltiple). Una red simple, por ejemplo, puede ser una red de personas donde se representen sólo las relaciones de amistad (un tipo de vínculo), mientras que una red múltiple podría ser una red donde se representen tanto las relaciones de amistad como las relaciones de pareja (dos tipos de vínculos). A su vez, cada vínculo puede ser orientado o recíproco. Los vínculos orientados o dirigidos empiezan en un actor emisor y terminan en un actor receptor (tienen una dirección), mientras que los vínculos recíprocos o no-dirigidos unen simplemente actores, pero no existe una dirección entre ellos. Por ejemplo, la relación “ser padre de” es dirigida porque si un nodo A es padre de un nodo B, el nodo B no puede ser padre del nodo A. Sin embargo, la relación “ser pareja de” es recíproca porque si un nodo A es pareja de un nodo B, el nodo B es necesariamente pareja también del nodo A. Los vínculos dirigidos se representan con flechas, mientras que los vínculos recíprocos se representan con segmentos de recta. Los vínculos dirigidos, a su vez, pueden ser concurridos o no; los vínculos concurridos (un nodo señala a otro y viceversa) se representan por una flecha de doble punta, mientras que los no concurridos (un nodo apunta a otro, pero no al revés) se representan por flechas de única punta. Por ejemplo, la relación “ser hijo de” es dirigida y no concurrida porque si un nodo A es hijo de un nodo B, el nodo B no puede ser hijo del nodo A (flecha de única punta). Sin embargo, la relación “sentirse amigo de” es dirigida y concurrida puesto que dos nodos pueden sentirse amigos entre sí (flecha de doble punta). Nótese que la relación “sentirse amigo de” no es recíproca puesto que si un nodo A se siente amigo de un nodo B, el nodo B no tiene que sentirse necesariamente amigo del nodo A.

La fortaleza de los vínculos entre nodos de un grafo puede ser expresada de diversas maneras. Se dice que un vínculo es nominal o binario cuando la presencia o la ausencia de dicho vínculo representan la existencia o no de una relación. “0” señala que la relación no existe, mientras que “1” indica que la relación existe. Por ejemplo, la relación de “contrato de trabajo” simplemente existe o no. Un vínculo con signos puede representar una relación nominada positiva, negativa o neutralmente. Por ejemplo, “+” puede señalar una relación de agrado, “-” puede indicar una relación de desagrado, y “0” muestra una relación indiferente. Un vínculo ordinal mide la intensidad de una relación mediante un número ordinal. Las relaciones de amistad, por ejemplo, pueden ser ordenadas según su grado de intensidad: “1” puede indicar la relación más fuerte de amistad, “2” puede señalar una relación menos fuerte, “3” una relación débil, y así sucesivamente. Por último, un vínculo valorado mide la fortaleza de una relación mediante un número cardinal. Por ejemplo, la relación “cometer faltas” entre jugadores en un partido de fútbol de puede representar por el número de faltas cometidas.

Conjuntamente con los nodos y vínculos se puede recoger información de los atributos de los nodos (edad, sexo, nivel educativo, origen étnico, y otros muchos) y combinarlos con los datos relacionales o reticulares obtenidos.

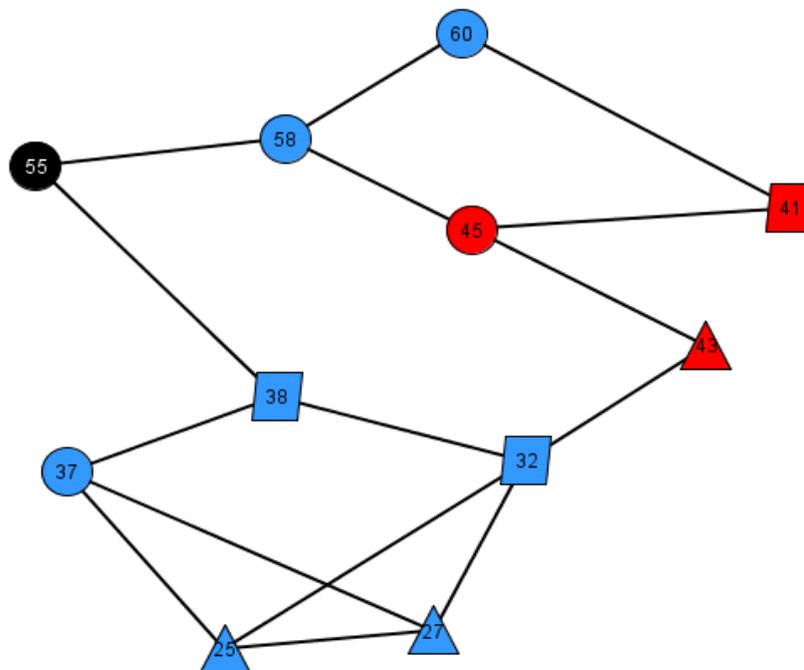
Para ilustrar todos estos conceptos utilizados por el análisis de redes sociales en diversos programas informáticos, supongamos una red de colegas en una empresa (figura 3.3, página 78). Las formas de los nodos representan distintos departamentos de la empresa (tres departamentos), y el color diferentes niveles jerárquicos (tres niveles). Los números indican la edad de los actores sociales representados por los nodos. La relación “quién obedece a quién” se indica por vínculos orientados o dirigidos no concurridos, y el grafo es simple porque sólo se representa esta relación social. Sin embargo, esta red es muy diferente de la red de amigos entre los mismos nodos representada en la figura 3.4 (página 78). La relación de amistad se representa por vínculos recíprocos, y se muestra que dichas relaciones se dan preferentemente entre individuos del mismo departamento, de la misma categoría y de una edad parecida.

Figura 3.3
Red de colegas en una empresa



Fuente: elaboración propia (creado con el programa Visone)

Figura 3.4
Red de amistad en una empresa

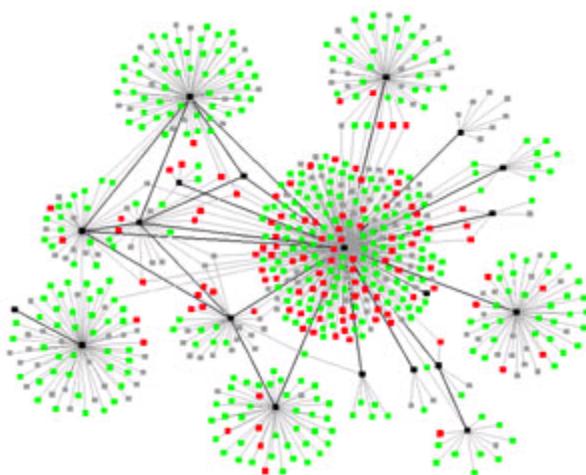


Fuente: elaboración propia (creado con el programa visone)

Aunque la red de amigos y la red de colegas tienen los mismos nodos con los mismos atributos, parece claro que el organigrama formal de una empresa (con el gerente representado en color negro en el centro de la figura 3.3 (página 78)) es bastante distinto de un grupo informal de amigos (donde el gerente ocupa una posición marginal en la figura 3.4 (página 78)). Así pues, diferentes relaciones representadas por distintos vínculos para los mismos nodos pueden dar lugar a diferentes redes sociales.

Otro importante aspecto a tener en cuenta es la distinción entre vínculos fuertes y débiles presentes en las redes (Granovetter 1973). Las personas suelen estar rodeadas de un núcleo de vínculos fuertes que les suministran recursos materiales y psíquicos cruciales para la supervivencia y la felicidad. Este núcleo fuerte está formado por un número pequeño de personas con las que se mantiene un contacto estrecho y frecuente, como la familia o los amigos. Junto a este círculo fuerte existe una gran cantidad de vínculos débiles con otras personas con las que el contacto es más superficial y menos frecuente, que pueden ser conocidos, vecinos o colegas. En la figura 3.5, se pueden observar una red donde los trazos gruesos representan los vínculos fuertes (amigos) y los suaves los débiles (conocidos). Granovetter (1973:1361) indicó que la fuerza de un vínculo es una combinación lineal de la cantidad de tiempo, la intensidad emocional, la ayuda recíproca y la intimidad mutua que caracteriza al vínculo.

Figura 3. 5
Vínculos fuertes y débiles



Fuente: disponible en <http://www.escueladefeminismo.org/spip.php?article321>

Sin embargo, del hecho de que el vínculo entre dos conocidos sea débil no se puede derivar que dicho vínculo proporcione menos recursos o sea de menos valía. Las redes de vínculos débiles pueden proporcionar, por ejemplo, más información sobre ofertas de trabajo que una red de vínculos fuertes; de aquí la célebre frase “la fuerza de los vínculos débiles” (Granovetter 1973). Además, las redes de vínculos débiles no sólo pueden proporcionar más información por el hecho de que son más grandes, sino que la calidad de la información obtenida puede ser incluso mayor (Herreros 2002:19). Los amigos de un individuo, por ejemplo, pueden tener un punto de vista similar y pueden poseer información parecida a la de dicho individuo, que obtiene, por tanto, poca información novedosa de ellos. En cambio, alguien que sea sólo un conocido puede aportar más información y puntos de vista diferentes (Lin 2001:67). Así pues, tener en cuenta diferentes opiniones y puntos de vista suministrados por conocidos con los que no se comparte quizás intereses puede ayudar a fundamentar mejor el juicio o una decisión que si sólo se tiene en cuenta la opinión favorable de los amigos con los que se comparte los mismos puntos de vista (Locke 1998:386). Además, la información suministrada por un conocido con el que no comparte intereses suele considerarse más fiable que la información suministrada por un amigo con el que se comparte intereses (Calvert 1985).

c) Redes simples y complejas, sociocéntricas y egocéntricas

La sociometría tiene una larga tradición en sociología que puede remontarse a los trabajos pioneros de Moreno (1961) en la década de los treinta. A través de encuestas o entrevistas, los sociólogos han sido capaces de reconstruir redes sociales pequeñas de muy diversa índole llamadas sociogramas, pudiendo estudiar mediante técnicas sencillas por ejemplo la centralidad -que nos indica qué actores sociales están mejor conectados, y, por tanto, cuáles poseen más poder y control sobre los recursos- o la conectividad de la red -que nos dice qué actores están conectados entre sí y cómo lo están- (Requena 2003).

En los últimos años, sin embargo, el centro de atención ha ido desplazándose desde las redes sociales pequeñas y simples (con decenas o en casos extremos centenares de nodos) a redes sociales grandes y complejas (con millones o incluso billones de puntos). El foco de interés, por tanto, se ha trasladado desde el estudio de las propiedades individuales de nodos y vínculos al análisis de las propiedades estadísticas

de gran escala de los grafos. Este cambio de perspectiva ha sido posible en gran parte gracias a la potencia y rapidez de los ordenadores actuales y a las redes de comunicación facilitadas por Internet, que han permitido reunir y analizar datos en una escala mucho más amplia que la disponible previamente.

Este cambio de escala ha modificado el modo de analizar las redes sociales. Muchas preguntas que tenían sentido en el análisis de redes sociales pequeñas y sencillas no son útiles para el análisis de redes sociales grandes y complejas (Newman 2003). En el análisis tradicional de redes sociales tiene sentido preguntar, por ejemplo, qué nodo afectaría en mayor grado la conectividad de red si éste fuera eliminado; dicha pregunta, sin embargo, no tiene ningún sentido en redes con millones de nodos en las que ningún nodo afecta drásticamente a la conectividad de la red si éste fuera eliminando. La pregunta clave para redes sociales complejas y de gran tamaño sería, por ejemplo, qué porcentaje de nodos habría que eliminar para que se viera afectada sustancialmente la conectividad de la red.

Existe otra razón, sin embargo, por la que el enfoque del estudio de redes sociales ha cambiado en recientes años. Las redes sociales pequeñas de decenas o centenares de nodos son relativamente sencillas de representar en un grafo (dibujando sus puntos y vínculos incluso a mano alzada), y no es difícil examinar su estructura observando directamente el grafo. Éste fue el método primitivo del análisis de redes sociales (Newman 2003:1). El ojo humano es una herramienta analítica valiosísima para el análisis de redes sociales pequeñas y de estructura simple, como lo fue para la observación de las estrellas en el cielo y el análisis de la estructura del sistema solar antes del uso del telescopio por parte de Galileo. Sin embargo, para redes sociales de millones de nodos este método visual es insuficiente. El reciente desarrollo de métodos estadísticos a través de matrices para analizar redes sociales de gran escala con objeto de indagar en su estructura compleja es similar al uso de los actuales telescopios para conocer la compleja estructura del universo más allá de los límites de nuestra propia galaxia. El reto que se plantea la comunidad científica es cómo conocer la estructura profunda del universo o de las redes sociales complejas sin poder ver con los ojos o tocar con las manos dichas estructuras; sofisticadas herramientas matemáticas, rápidos ordenadores e Internet están haciendo posible responder a dicho desafío.

El análisis tradicional de redes sociales padece a menudo de problemas de subjetividad, imprecisión y pequeño tamaño de muestras. Las colecciones de datos son recogidas a través de encuestas y entrevistas, pero tales métodos implican mucho tiempo y esfuerzo y, por consiguiente, limitan el tamaño de la red. Además, los datos de las encuestas utilizados posteriormente para reconstruir redes sociales suelen ser bastante subjetivos; por ejemplo, diferentes encuestados pueden tener distintas definiciones de amistad, y, por tanto, la reconstrucción de una red de amigos puede volverse un asunto imposible. Aunque se han realizado muchos esfuerzos por eliminar las posibles fuentes de imprecisión en el análisis tradicional de redes, se ha tenido que aceptar que dichos errores son esencialmente incontrolables.

Con el propósito de evitar estos problemas muchos investigadores han buscado nuevas fuentes de datos de redes sociales. Hasta el momento, la World Wide Web está siendo una fuente de datos fiable y enorme para reconstruir redes sociales. Un ejemplo clásico es la red de colaboración de actores de películas, que está minuciosamente documentada en una base de datos online (<http://www.imdb.com/>). En esta red dos actores están vinculados si aparecen juntos en la misma película (Adamic y Huberman 2000). Otros ejemplos de redes sociales reconstruidas a partir de la información suministrada por la Web son las redes de directores de empresas, en las que dos directores están enlazados si pertenecen al mismo consejo de administración (Davis y Greve 1997), o las redes de coautoría de artículos académicos donde dos autores están vinculados si han escrito juntos uno o más artículos (Barabási et al. 2002; Molina et al. 2002; y Newman 2001).

Otra fuente de datos fiable e ingente son los registros de comunicaciones. Se han reconstruido redes de llamadas telefónicas realizadas en un solo día de más de cincuenta millones de nodos, en las que los puntos de estas redes son los números telefónicos y los vínculos directos son las llamadas realizadas desde un teléfono a otro (Aiello et al. 2002). Redes de correo electrónico (Newman et al. 2002) o de mensajería instantánea son otros ejemplos de los muchos tipos de redes que pueden ser reconstruidas a partir de los registros de las empresas de telecomunicaciones.

Por último, podemos considerar dos perspectivas diferentes para el estudio de las redes sociales: sociocéntrica y egocéntrica. Una red sociocéntrica es el resultado de una

definición de vínculo, por ejemplo, “cooperar con” o “informar a” sobre una lista de nodos. Diferentes definiciones (distintos contextos institucionales) sobre el mismo conjunto de nodos generan diversos tipos de redes: los amigos del colegio o los colegas del trabajo. Partiendo de una definición se trazan posteriormente los vínculos entre los nodos de un conjunto dado. Por otro lado, una red egocéntrica es un conjunto de vínculos alrededor de un nodo focal denominado *ego*. De esta manera, por tanto, se pueden recoger todos los contextos institucionales en los que se mueve *ego*, es decir, familia, amigos, vecinos, compañeros de trabajo o cualquier institución relevante para su vida social.

Las redes egocéntricas están constituidas por un pequeño número de vínculos fuertes que cambia lentamente a lo largo de la vida y una periferia más amplia y dinámica de lazos débiles. El tamaño de estas redes varía considerablemente según la escala social, de manera que las personas con cargos políticos de importancia, por ejemplo, suelen tener unas redes muy amplias comparadas con las redes que poseen personas marginales en una sociedad (Molina 2005). Si se considera el número medio de relaciones acumuladas a lo largo de una vida (aunque muchas se olviden), de acuerdo con el estudio de Molina (2005) el resultado es de 3500 personas; si se atienden a las relaciones *estables*, se pueden identificar una media de unas 300 personas, con una desviación típica importante en función de la clase social; en cambio, si se tratan sólo las relaciones fuertes e íntimas, el número se puede reducir a menos de una veintena.

No obstante, las redes sociocéntricas complejas son el punto de partida de muchos análisis de génesis de capital social, y, por tanto, son el objetivo primario de esta tesis doctoral. Se utilizará el programa Visone para representar la estructura de redes sociocéntricas complejas por su gran capacidad para mostrar visualmente la estructura de dichas redes, y el programa Ucinet para calcular sus propiedades estructurales.

3.5 Características de las redes sociales

La estructura topológica de muchas redes biológicas, tecnológicas y sociales presenta una serie de rasgos comunes, a saber, la propiedad de mundo pequeño (Watts 1999a; Watts 1999b; Watts 2003; Watts y Strogatz 1998) y la de libre escala (Barabási 2002; Barabási y Albert 1999; y Barabási y Bonabeau 2003). Es asombroso que una

amplísima variedad de redes presenten estos rasgos comunes a pesar de sus diferencias en tamaños, densidades y naturalezas. Por otro lado, las redes sociales poseen algunas características propias que las distinguen de las redes biológicas y tecnológicas, como por ejemplo la propiedad de la “asortatividad” (Newman 2002; y 2003). En la tabla 3.7 (adaptada de Newman 2003:10) se pueden observar muy diferentes tipos de redes que comparten características de mundo pequeño (con valores \bar{L} bajos y \bar{C} altos) y de libre escala (donde γ está comprendido entre 2 y 3), pero con diferentes coeficientes de assortatividad (siendo r positivo para las redes sociales y negativo para el resto de las redes). El análisis sistemático de las enormes bases de datos de las redes sociales, biológicas y tecnológicas ha sido posible gracias a una de estas redes, Internet, que ha puesto al alcance de todo el mundo dichas bases de datos, y a la gran potencia y rapidez de los ordenadores actuales. En este apartado, en primer lugar, se definen las siguientes características comunes a muchas redes: mundo pequeño, libre escala y “asortatividad”; en segundo lugar, se analizan las causas y las consecuencias sociales que pueden tener dichas características; y, por último, se comentan algunos modelos (Newman, Barabási y Watts 2003) que pueden implementarse fácilmente en el ordenador, y que permiten explicar dichas características. Así pues, estos modelos representan en el ordenador a las redes sociales reales con objeto de estudiar cómo sus características influyen en la génesis de capital social.

Tabla 3.7 Propiedades de redes publicadas: n indica el número de nodos; m el número total de vínculos; $d(G)$ el grado modal medio; γ el exponente de la distribución de vínculos si ésta sigue una ley de potencias; \bar{L} la longitud de paso medio; \bar{C} el coeficiente de clustering medio y r el coeficiente asortatividad.
Fuente: elaboración a partir de Newman 2003:10.

	Red	Tipo de vínculo	n	m	$d(G)$	γ	\bar{L}	\bar{C}	r
Sociales	Actores de películas	No-dirigido	449.913	25.516.482	113,43	2,3	3,48	0,78	0,208
	Directores de empresas	No-dirigido	7.673	55.392	14,44	-	4,60	0,88	0,276
	Co-autorías en matemática	No-dirigido	253.339	496.489	3,92	-	7,57	0,34	0,120
	Co-autorías en física	No-dirigido	52.909	245.300	9,27	-	6,19	0,56	0,363
	Co-autorías en biología	No-dirigido	1.520.251	11.803.064	15,53	-	4,92	0,60	0,127
	Red de llamadas telefónicas	No-dirigido	47.000.000	80.000.000	3,16	2,1	-	-	-
	Mensajes de correo electrónico	Dirigido	59.912	86.300	1,44	1,5/2,0	4,95	0,16	-
	Direcciones de correo electrónico	Dirigido	16.881	57.029	3,38	-	5,22	0,13	0,092
	Relaciones entre estudiantes	No-dirigido	573	477	1,66	-	16,01	0,001	-0,029
	Contactos sexuales	No-dirigido	2.810	-	-	3,2	-	-	-
Información	WWW nd.edu	Dirigido	269.504	1.497.135	5,55	2,1/2,4	11,27	0,29	-0,067
	WWW Altavista	Dirigido	203.549.046	2.130.000.000	10,46	2,1/2,7	16,18	-	-
	Citas bibliográficas	Dirigido	783.339	6.716.198	8,57	3,0/-	-	-	-
	Thesaurus de Roget	Dirigido	1.022	5.103	4,99	-	4,87	0,15	0,157
	Co-ocurrencia de palabras	No-dirigido	460.902	17.000.000	70,13	2,7	-	0,44	-
Tecnológicas	Internet	No-dirigido	10.697	31.992	5,98	2,5	3,31	0,39	-0,189
	Red eléctrica	No-dirigido	4.941	6.594	2,67	-	18,99	0,080	-0,003
	Rutas ferroviarias	No-dirigido	587	19.603	66,79	-	2,16	0,69	-0,033
	Paquetes informáticos	Dirigido	1.439	1.723	1,20	1,6/1,4	2,42	0,082	-0,016
	Tipos de programas informáticos	Dirigido	1.377	2.213	1,61	-	1,51	0,012	-0,119
	Circuitos electrónicos	No-dirigido	24.097	53.248	4,34	3,0	11,05	0,030	-0,154
	Red de colegas (<i>peer-to-peer</i>)	No-dirigido	880	1.296	1,47	2,1	4,28	0,011	-0,366
Biológicas	Red metabólicas	No-dirigido	756	3.686	9,64	2,2	2,56	0,67	-0,240
	Interacciones proteínicas	No-dirigido	2.115	2.240	2,12	2,4	6,80	0,071	-0,156
	Red trófica marina	Dirigido	135	598	4,43	-	2,05	0,23	-0,263
	Red trófica agua dulce	Dirigido	92	997	10,84	-	1,90	0,087	-0,326
	Red neuronal	Dirigido	307	2.359	7,68	-	3,97	0,28	-0,226

a) Mundo pequeño

Las redes sociales están constituidas por grupos fragmentados y, a la vez, solapados de individuos; por un lado, dichas redes están fragmentadas debido a la tendencia de los seres humanos a la homofilia (a conectarse con individuos similares), y, por otro lado, están solapadas como resultado de la capacidad de las personas de tener múltiples afiliaciones o roles. La fragmentación supone altos valores de \bar{C} (los amigos de un actor social en general suelen ser amigos entre sí), y el solapamiento implica bajos valores de \bar{L} (existen pocos pasos de separación por término medio entre dos actores sociales cualquiera). Así pues, en las redes sociales, a pesar de la fragmentación, es posible encontrar caminos cortos (distancias geodésicas pequeñas) que conecten dos actores sociales posibles. El mundo pequeño hace referencia precisamente a estas dos características juntas: las personas están conectadas por pocos pasos de separación, a pesar la inmensidad y fragmentación del mundo (Díaz-Guilera, A., A. Arenas, R. Guimerá, J. L. Molina, F. Casas y C. Lozares 2003).

El psicólogo social de la Universidad de Harvard Stanley Milgram (1967) realizó un experimento para probar que las redes sociales tenían la propiedad de mundo pequeño. Seleccionó al azar un grupo de personas del medio oeste americano para que enviaran tarjetas postales a una persona desconocida que vivía en Massachussets, a varios miles de kilómetros de distancia. Los remitentes conocían el nombre del destinatario, su ocupación y la localización aproximada. Se les indicó que enviaran la postal a una persona que ellos conocieran directamente y que pensarán que fuera la que más probabilidades tendría, de todos sus amigos, de hacer llegar la postal al destinatario. Esta persona tendría que hacer lo mismo, y así, sucesivamente, hasta que la tarjeta postal fuera entregada personalmente a su destinatario final.

Aunque los participantes esperaban que la cadena incluyera al menos a cientos de intermediarios, la entrega de cada tarjeta solamente llevó, como promedio, entre cinco y siete intermediarios. Los descubrimientos de Milgram, publicados en el famoso artículo “The Small World Problem”, inspiraron la famosa frase de “los seis grados de separación”, esto es, que podríamos ponernos en contacto con una persona desconocida de cualquier parte del mundo a través de unos pocos intermediarios. Nadie podía imaginar que 30 años más tarde este descubrimiento tuviera una repercusión tan

significativa en disciplinas aparentemente alejadas como la biología, las ciencias sociales, la física, las matemáticas o la informática, por citar sólo algunos campos.

Sin embargo, los descubrimientos de Milgram fueron criticados porque éstos estaban basados sólo en el número de tarjetas que alcanzaron el destinatario final, que fueron alrededor de un tercio del total de tarjetas enviadas. Además, muchos mantuvieron que el experimento de Milgram era parcial en favor del éxito de la entrega de las tarjetas postales porque seleccionó a sus participantes de una lista de gente con ingresos por encima de lo normal, y, por tanto, no era una muestra representativa de la persona media. No obstante, independientemente de la mayor o menor validez de los resultados de Milgram, investigaciones empíricas posteriores (Kochen 1989) muestran que las redes sociales poseen la propiedad de mundo pequeño y que el número de pasos entre las personas es muy pequeño en comparación con el número actores, resultando irrelevante el número concreto medio de pasos que separan a las personas.

El físico Duncan Watts y el matemático Steve Strogatz (1998) de la Universidad de Cornell publicaron un célebre artículo, “Collective Dynamics of “Small World” Networks” en la revista *Nature*, donde proponían un modelo teórico que explicaba la existencia de la propiedad de mundo pequeño en diversos tipos de redes. El modelo consiste en una red artificial, muy fácil de implantar en un ordenador, donde cada nodo está conectado con sus vecinos directos, y algunos nodos están conectados al azar con nodos situados topológicamente en lugares muy distantes. De esta manera, se consigue una red con la propiedad de mundo pequeño, caracterizada por una alta fragmentación local y un bajo diámetro global. En dicho modelo, si el número de nodos, n , tiende al infinito, la distancia media entre dos nodos cualquiera crece logarítmicamente, esto es, la distancia media entre dos nodos, medida a través del número de enlaces que los separa, crece muchísimo más despacio que el número de nodos de la red, o lo que es lo mismo, que el número de enlaces de la red.

Para entender dicho modelo se puede partir de los dos mundos futuristas completamente opuestos descritos en la Serie de los Robots del escritor Isaac Asimov. El primer mundo es el planeta Tierra, un lugar densamente poblado donde las ciudades están encapsuladas en enormes bóvedas de acero, sin contacto directo con el mundo exterior. Los habitantes, agorafóbicos y recelosos de cualquier influencia externa, viven

totalmente aislados, y sólo se relacionan con aquellos que viven en su misma bóveda. El tipo de relación que prevalece entre los habitantes de este mundo es física y personal, y no conocen a nadie fuera de su bóveda. Además las relaciones previas son importantísimas para establecer nuevas relaciones. De este modo, en el planeta Tierra de Asimov, la probabilidad de que dos personas se conozcan, $p(x)$, es 0 (nula) si no tienen ningún conocido común ($x = 0$), y 1 (segura) si tienen al menos un conocido común ($x = 1$):

$$P(x=0) = 0,$$

$$P(x \geq 1) = 1,$$

siendo x el número de conocidos que se comparten. La ausencia de conocidos en común en este mundo aislado implica que ambas personas viven en bóvedas diferentes, y, por tanto, que nunca llegarán a conocerse; paralelamente, la presencia de al menos un conocido común a dos personas significa necesariamente vivir en la misma bóveda.

Totalmente contrapuesto al planeta Tierra de Asimov, el mundo espacial Solaria es un mundo escasamente poblado en el que los individuos han desarrollado una clara psicología sociópata, caracterizada por un arraigado miedo al contacto físico entre individuos. Las interacciones entre los solarianos son puramente virtuales, reduciendo al mínimo los contactos personales. De aquí que conozcan a otros individuos por azar, y, por tanto, todas las relaciones potenciales son posibles; la existencia de contactos previos no son importantes para establecer nuevas relaciones. En este sentido, la probabilidad de conocer a otra persona no depende de las personas que ya se conocen:

$p(x)$ es independiente del número de personas conocidas en común.

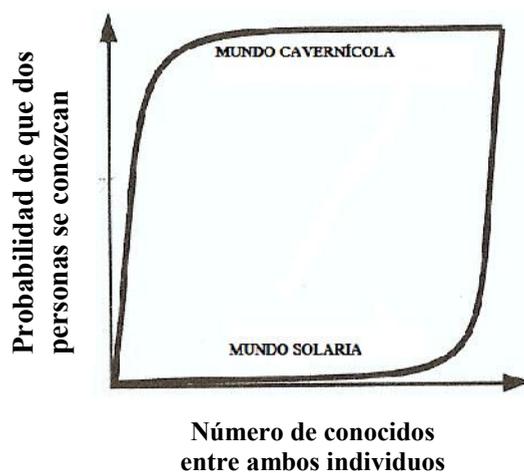
En el mundo Solaria, la historia social de una persona es irrelevante para su futuro. Incluso aunque dos personas tengan muchos conocidos en común, no por ello es más probable que se conozcan.

En la gráfica 3.2 (página 89) se representa la probabilidad de que un individuo i conozca a otro individuo j en función del número de conocidos que ambos individuos tienen en común: la función superior concierne al planeta Tierra de Asimov, y la función inferior se corresponde con en el mundo Solaria. En la curva de arriba, tan pronto como dos personas tengan un conocido en común, la probabilidad de que se conozcan es extremadamente alta. En la curva de abajo, sin embargo, aún teniendo

muchos conocidos en común, la probabilidad de que dos personas se conozcan es notoriamente menor.

Gráfica 3.2

Probabilidades en el planeta Tierra de Asimov y en el mundo Solaria



Fuente: tomada de Watts 2003:76

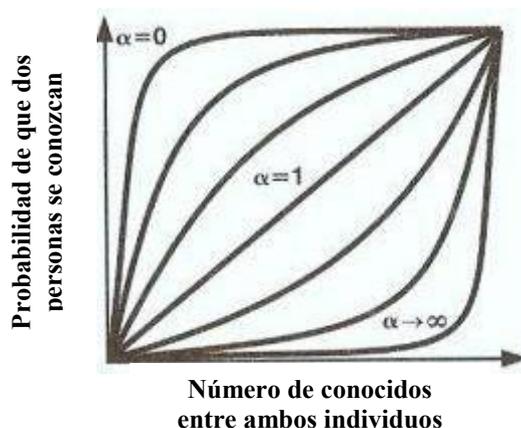
El mundo pequeño, característico de las redes sociales reales, tiene que estar situado en algún punto intermedio entre el planeta Tierra de Asimov o el mundo cavernícola y el mundo Solaria, donde la probabilidad de conocer a una persona elegida al azar depende del número personas conocidas en común:

$p(x)$ depende del número de personas conocidas en común.

De manera que a medida que aumenta el número de conocidos en común crece la probabilidad de que dos personas se conozcan.

En la gráfica 3.3 (página 90) se representa la probabilidad de que un individuo i conozca a otro individuo j en función del número de conocidos que dichos individuos tienen en común para diferentes valores de α . El planeta Tierra y el mundo Solaria son dos mundos extremos donde los valores de α son respectivamente 0 y ∞ ; por el contrario, el valor de α en el mundo pequeño debe estar comprendido entre ambos valores extremos: $0 < \alpha < \infty$. Así pues, el mundo pequeño tiene que corresponderse con alguna de las curvas situadas entre las dos curvas extremas que representan a estos dos mundos imaginarios.

Gráfica 3.3

Probabilidades en función de α 

Fuente: tomada de Watts 2003:77

El planeta Tierra está caracterizado por una “extrema cohesión local”, pero por una “nula conectividad global”: por un lado, una “fuerte cohesión local” significa que todos los conocidos de un individuo son conocidos entre sí, y, por tanto, el valor de \bar{C} es 100% (el valor máximo); por otro lado, una “nula conectividad global” quiere decir que no hay conexión posible entre las diferentes bóvedas, y, por tanto, que el valor de \bar{L} es ∞ . Por el contrario, el mundo Solaria se distingue por combinar una “bajísima cohesión local” con una “alta conectividad global”. En este mundo es muy difícil que dos individuos conectados entre sí tengan conocidos en común, y, por tanto, el valor de \bar{C} es extremadamente bajo. Además, el número de pasos entre los individuos que pueblan este mundo es pequeño, y, por tanto, el valor de \bar{L} es enormemente bajo.

Las redes sociales reales caracterizadas por ser mundos pequeños se encuentran a medio camino entre el planeta Tierra y el mundo Solaria. Dichas redes están definidas por dos rasgos aparentemente contradictorios entre sí, a saber, una alta fragmentación local y un reducido diámetro global; es decir, poseen tanto valores altos de \bar{C} como valores bajos de \bar{L} . Para la intuición humana es difícil entender que las redes sociales tengan a la vez ambas características, esto es, es difícil aceptar que el mundo -que es inabarcable- pueda ser, a la vez, “un pañuelo”. Sin embargo, los ordenadores nos muestran que es posible que dichas características puedan ir juntas.

Las redes del planeta Tierra de Asimov se pueden implementar de manera sencilla en el ordenador mediante redes regulares -donde los nodos solo están conectados a sus vecinos, pero no a otros nodos más alejados-. De la misma manera, las redes del mundo Solaria se pueden representar también fácilmente en el ordenador a través de redes aleatorias (donde cada nodo establece al azar sus conexiones). El modelo de Watts y Strogatz representa a las redes del mundo pequeño (tabla 3.8).

Tabla 3.8
Modelos por ordenador de distintos tipos de redes

Redes	Modelos	\bar{C}	\bar{L}	α	β
Planeta Tierra	Redes regulares	muy altos	muy altos	0	0
Mundo pequeño	Watts-Strogatz	altos	bajos	$0 < \alpha < \infty$	$0 < \beta < 1$
Mundo Solaria	Redes aleatorias	muy bajos	muy bajos	∞	1

Fuente: elaboración propia

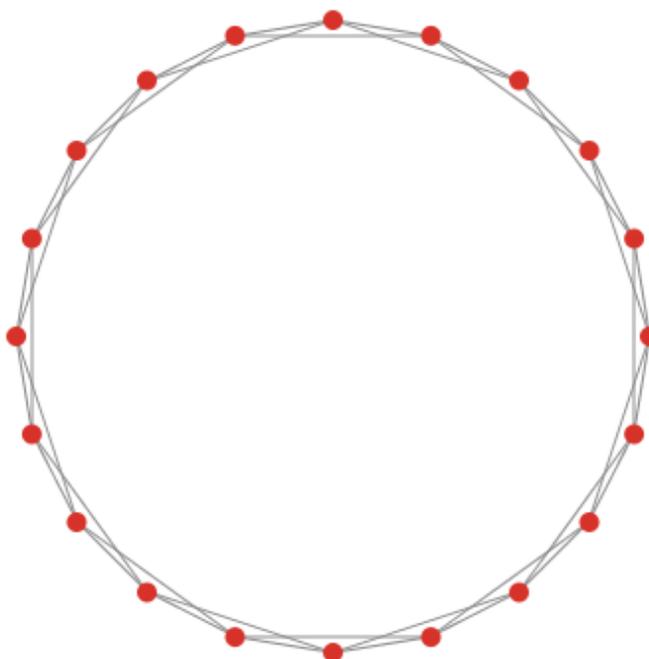
El punto de partida del modelo de Watts y Strogatz es una red regular de una dimensión (un anillo) con un número fijo n de nodos, enlazados a sus k vecinos, y un número constante de vínculos. Posteriormente se reemplazan, con una probabilidad β , algunos vínculos de corto alcance -los enlaces con los vecinos- por vínculos de largo alcance -enlaces con nodos situados más allá del vecindario- (ver figuras 3.6, 3.7 y 3.8 (páginas 92-93) generadas por el modelo de mundos pequeños en NetLogo de Wilensky 2005). Las redes regulares que representan a las redes del planeta Tierra de Asimov tienen un valor β nulo (figura 3.6, página 92), mientras que las redes aleatorias que se corresponden con las redes del mundo Solaria ostentan un valor β de 1 (figura 3.8, página 93). Sin embargo, el modelo de Watts y Strogatz para mundos pequeños posee un valor β entre 0 y 1 (figura 3.7, página 93). Cuando β es cero, ningún vínculo es reemplazado y la red regular no se modifica, mientras que cuando β es uno, todos los vínculos son reemplazados y se genera una red aleatoria. El parámetro β puede ser, por tanto, interpretado como un índice la globalización de los vínculos de una red: $\beta = 0$ significa que todos los vínculos son locales, y, en el otro extremo, $\beta = 1$ quiere decir que todos los vínculos son globales.

El mundo pequeño (figura 3.7, página 93) se puede representar por un modelo intermedio entre las redes regulares (figura 3.6, página 92) y las aleatorias (figura 3.8, página 93). De esta manera, dicho modelo recoge las dos características propias del mundo pequeño, a saber, cohesión local y conexión global. Es importante también destacar que los nodos que establecen conexiones de largo alcance en el mundo pequeño acaparan casi todos los caminos cortos posibles (geodésicos) entre los nodos de una red.

Figura 3.6

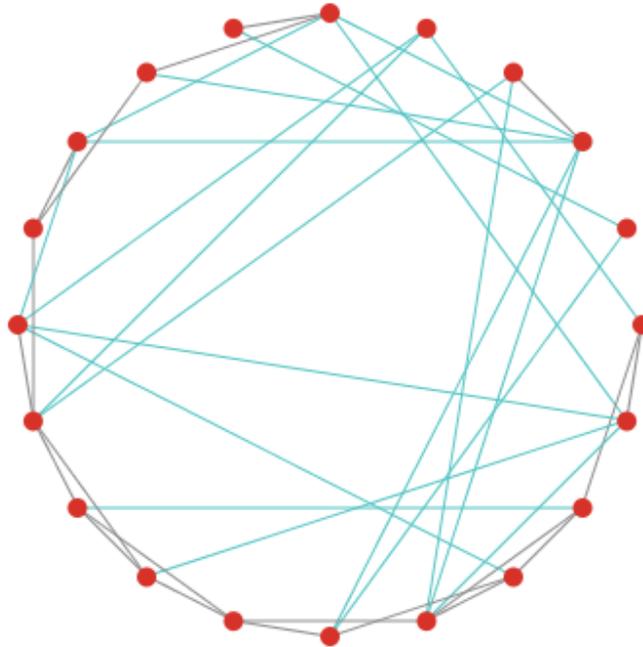
Red regular ($n = 20, k = 4$)

($\beta = 0; \bar{C} = 50\%; \bar{L} = 2,895$)



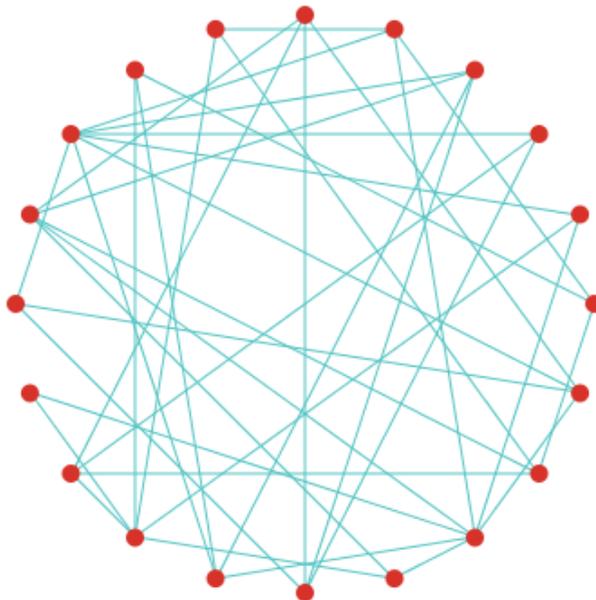
Fuente: elaboración propia (generado por el modelo de mundos pequeños en NetLogo de Wilensky 2005)

Figura 3.7
Red Watts-Strogatz (Mundo pequeño) ($n = 20, k = 4$)
($\beta = 0,5$; $\bar{C} = 22,5\%$; $\bar{L} = 2,189$)



Fuente: elaboración propia (generado por el modelo de mundos pequeños en NetLogo de Wilensky 2005)

Figura 3.8
Red aleatoria ($n = 20, k = 4$)
($\beta = 1$; $\bar{C} = 0,07\%$; $\bar{L} = 2,111$)



Fuente: elaboración propia (generado por el modelo de mundos pequeños en NetLogo de Wilensky 2005)

Las redes artificiales creadas en este trabajo tienen en cuenta el modelo de Watts-Strogatz para representar la característica mundo pequeño de las redes sociales reales. Asimismo, se utilizarán frecuentemente redes regulares y aleatorias con objeto de saber entre qué extremos pueden variar algunos parámetros de dichas redes sociales.

En el epígrafe 2.3 (página 34), cuando se hacía referencia a la teoría de los deseos, creencias y oportunidades, se distinguió entre causas próximas y remotas de la acción (véase figura 2.7, página 38); se decía que las causas próximas de la acción de los individuos son las creencias, deseos y oportunidades de dichos individuos, mientras que las causas remotas hacen referencia a la estructura de interacción social donde dichos individuos están “incrustados”. Por otro lado, en la literatura sociológica se distingue a menudo entre “voluntad” y “estructura”: las acciones de los individuos dependen tanto de la libertad de la voluntad individual como de la estructura social donde están situados. En este trabajo de investigación se establece un paralelismo entre ambas perspectivas, afirmando que la libertad de la voluntad –que podrían ser encarnadas por los deseos y creencias de los individuos- es la causa próxima de la acción, mientras que la estructura social –que podría ser representada mediante la estructura de las redes sociales- es la causa remota de la acción. Así pues, de acuerdo con lo anterior, las acciones de los individuos están gobernadas conjuntamente por estas dos fuerzas, a saber, “estructura” y “voluntad”, opuestas desde un punto de vista metodológico pero que, sin embargo, constituyen un todo desde una perspectiva ontológica.

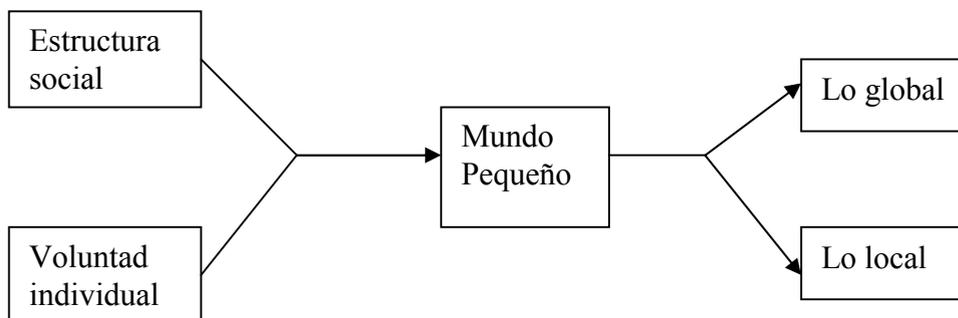
No sería difícil asumir, por tanto, que lo que hacen los individuos depende tanto de sus características y preferencias intrínsecas como de su posición en la estructura social. La voluntad es la parte del proceso de toma de decisiones que *aparentemente* no está constreñida por la estructura que rodea al individuo, por lo que las acciones derivadas de la voluntad *parecen* eventos azarosos para el resto de los individuos. Sin embargo, puesto que la estructura es lo que delimita de manera *explícita* la toma de decisiones de los individuos, las acciones derivadas de la estructura parecen hechos consecuentes para el resto del mundo. Así pues, la evolución de las redes sociales –resultantes también de las acciones de los individuos- está determinada por un delicado equilibrio entre la voluntad y la estructura, es decir, entre el azar que *parece* ser

generado por la voluntad y el orden que *parece* estar producido por la estructura (Watts 2003).

De lo anterior se puede derivar que conocer a una persona depende, por un lado, de las personas que ya se conocen (la estructura), y, por otro lado, de las preferencias personales (la voluntad). Sin embargo, mientras que en el planeta Tierra conocer a otras personas sólo depende de las personas que ya se conocen ($\alpha = 0$ y $\beta = 0$), y, por tanto, se puede decir que la estructura prevalece sobre la voluntad y que el orden predomina sobre el azar; en el mundo Solaria todas las relaciones son igualmente posibles ($\alpha = \infty$ y $\beta = 1$), y, por consiguiente, se puede afirmar que azar impera sobre el orden y que la voluntad somete a la estructura. Así pues, desde mi punto de vista, la causa de que las redes sociales humanas sean mundos pequeños ($0 < \alpha < \infty$ y $0 < \beta < 1$) radica en que la acción de las personas está dirigida por un sutil equilibrio existente entre la “estructura” que produce orden y la “voluntad” que genera azar en las relaciones personales. Las redes sociales son mundos pequeños porque surgen de un compromiso entre la libertad de la voluntad individual y la limitación de las estructuras sociales. Sin embargo, en el planeta Tierra, la acción de los individuos está gobernada exclusivamente por el orden, es decir, la historia social de los individuos determina el futuro relacional de dichos individuos; en el mundo solarío, por el contrario, la acción está controlada por el azar, esto es, la historia social de las personas es irrelevante para su futuro.

Por último, en el planeta Tierra, demasiada estructura genera redes muy ordenadas y muy cohesionadas, pero aisladas entre sí, y, por tanto, vulnerables frente a cambios externos. En el mundo Solaria, a la inversa, el exceso de azar produce una red bien conectada, pero sin identidad propia, y, por consiguiente, débil también frente a futuras amenazas. Los mundos pequeños han sobrevivido evolutivamente hablando porque confieren una ventaja crucial a las redes frente al resto de posibles diseños: son locales y globales a la vez. Así pues, la globalización y la localización que caracterizan la realidad social han sido posibles, entre otras causas, gracias al rasgo de mundo pequeño que poseen las redes sociales (ver figura 3.9, página 96).

Figura 3.9
Causas y consecuencias del mundo pequeño



Fuente: elaboración propia

b) Libre escala

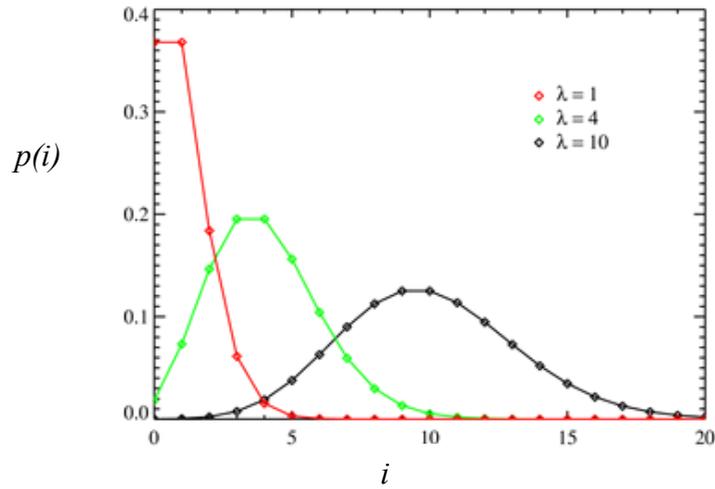
Existen evidencia empírica de que muchas redes sociales son mundos pequeños y libre escala. El modelo de Watts-Strogatz explica la característica de mundo pequeño de las redes sociales, pero no la propiedad de libre escala. Sin embargo, el modelo Barabási-Albert sí explica el rasgo de libre escala. Es importante recordar de nuevo que las redes representadas en este trabajo de investigación deben tener estas características típicas de las redes sociales reales para que los resultados de los análisis de dichas redes artificiales puedan extrapolarse a la realidad social.

Muchas variables continuas asociadas a fenómenos naturales, sociales o tecnológicos siguen una distribución normal o de Gauss. Por ejemplo, la altura de los individuos de una población se ajusta a una distribución normal que especifica la probabilidad, $p(i)$, de que un individuo elegido al azar tenga i unidades de altura. Sin embargo, el número de vínculos de un nodo o el grado de un nodo (la variable fundamental para el análisis de las redes de libre escala) no es una variable continua, sino discreta.

Además, muchas variables discretas asociadas a una amplia variedad de fenómenos siguen una distribución de Poisson (gráfica 3.4, página 97). Por ejemplo, el número de delitos violentos cometidos por día en una ciudad obedece a una distribución de Poisson que especifica la probabilidad, $p(i)$, de que un día cualquiera elegido al azar tenga un número i de delitos, siendo λ la media de delitos cometidos al día.

Gráfica 3.4

Distribuciones de Poisson

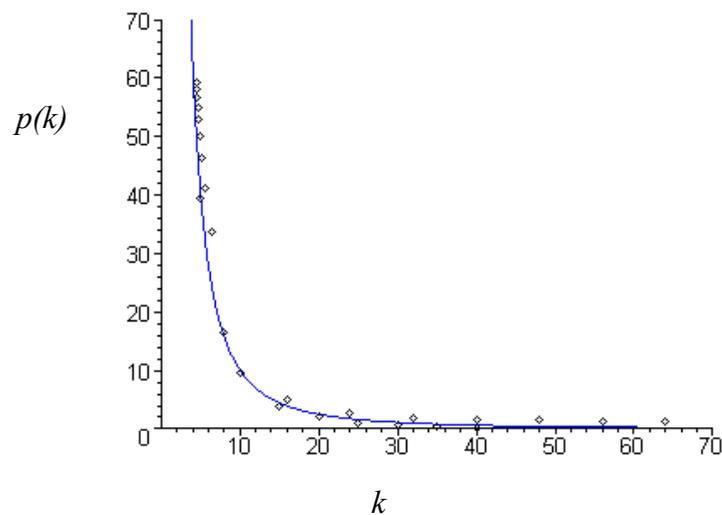


Fuente: elaboración propia

Sin embargo, la distribución de grado de una red no sigue una distribución de Poisson, sino una ley de potencias (*power law*) donde unos pocos nodos (*hubs*) están muy conectados, pero la inmensa mayoría está relativamente poco conectada (gráfica 3.5). En dicha ley de potencias, la probabilidad, $p(k)$, de que un nodo de la red elegido al azar esté conectado con k nodos es proporcional a $k^{-\gamma}$, $p(k) = C k^{-\gamma}$, donde C es una constante de proporcionalidad, y γ es el exponente de la potencia. Dicho parámetro γ no es universal, sino que depende del tipo específico de red, y para la mayoría de los sistemas se cumple que $2 < \gamma < 3$.

Gráfica 3.5

Ley de potencias



Fuente: elaboración propia

Se dice que una red es de libre escala (*scale-free*) si la distribución de grado de dicha red sigue una ley de potencias. Esto implica una escasez de nodos con un grado muy alto, que excede enormemente la media de los grados de los nodos de la red, y un gran número de nodos con un grado pequeño. El término “libre escala” hace referencia a que si se establece una nueva escala para la variable k , la constante C cambia, pero la forma de la función se mantiene.

Esta distribución estadística, que sigue una ley de potencias, es frecuente en todo orden de cosas. El economista Wilfredo Pareto, por ejemplo, analizando la distribución de la riqueza, observó que 20% de la población acapara el 80% de la riqueza, y, sin embargo, el 80% de la población posee el 20% de la riqueza (regla del 80-20). De igual manera, el lingüista George Zipf, analizando el uso de las palabras en textos, descubrió que solemos utilizar muchísimo unas pocas palabras al escribir, y, sin embargo, usamos muy poco una enorme mayoría de palabras (la ley Zipf).

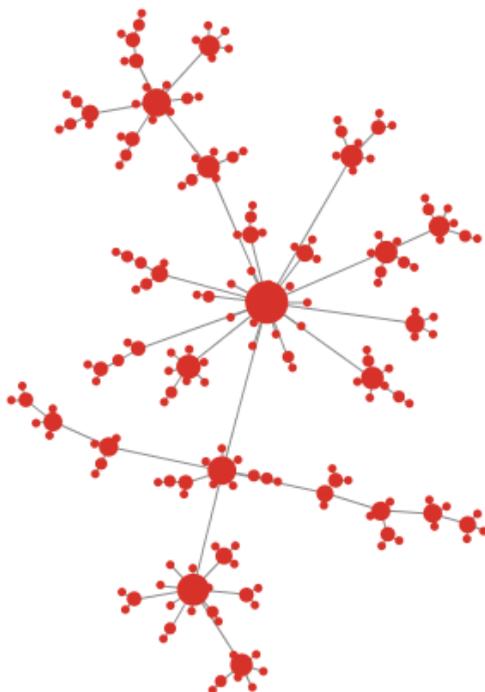
Los físicos Laszlo Barabási y Reka Albert (1999) de la Universidad de Notre Dame publicaron un importante artículo, “Emergence of Scaling in Random Networks” en la revista *Science*, donde mostraban que muchos tipos de redes eran de libre escala, y, por tanto, seguían una ley de potencias. Existen muchos ejemplos de redes de libre escala: las redes de páginas Web, donde unas pocas páginas son nombradas a través de “links” por muchas páginas, pero la mayoría apenas son citadas; las redes de llamadas telefónicas entre amigos, donde unos pocos llaman a muchos, pero la mayoría llaman a pocos; las redes del crimen organizado, donde unos cuantos “peces gordos” controlan a muchos “peces chicos”; la red eléctrica, donde unos pocos transformadores abastecen a grandes zonas, mientras que muchísimos transformadores suministran electricidad a pequeñas zonas; las redes de citas bibliográficas, donde siempre se hace referencia a unos pocos libros, mientras que la mayoría de los libros tienen pocas o incluso ninguna citación; las redes neuronales, donde unas pocas neuronas son muy utilizadas, mientras que el resto apenas son empleadas; las redes de interacción de proteínas, donde unas pocas enzimas participan en muchas reacciones bioquímicas, pero la mayoría sólo participan en una reacción; las redes aéreas, donde la mayoría de los vuelos pasan por ciertos aeropuertos, mientras que la mayoría de los aeropuertos tienen pocos vuelos.

El modelo de Barabási–Albert es un algoritmo que puede ser empleado para generar redes de libre escala en el ordenador utilizando un mecanismo que está basado en dos conceptos, a saber, el crecimiento y la conexión preferencial (*preferential attachment*). Ambas características pueden encontrarse extensamente en las redes sociales: la propiedad de crecimiento consiste en que las redes sociales poseen una cantidad de nodos creciente, y la característica de conexión preferencial hace referencia a que los nuevos nodos poseen preferencia a ser enlazados con los nodos más conectados. Los modelos de redes aleatorias, regulares o Watts-Strogatz mantienen un número fijo de nodos, pero sin embargo un modelo más realista debe permitir el crecimiento de la red. El modelo empieza con dos nodos conectados, a los que se van añadiendo nuevos nodos uno a uno. Cada nuevo nodo añadido se puede conectar a cualquier otro nodo de la red con una probabilidad proporcional al número de enlaces que poseen los nodos de la red; es decir, los nuevos nodos se enlazan preferencialmente con aquellos nodos más conectados de la red. Así, por ejemplo, un nodo que posea el doble de vínculos que otro tendrá pues el doble de probabilidad de recibir un nuevo enlace. De esta manera, los nodos con gran número de conexiones tienden a acumular más enlaces, mientras que los que poseen pocos enlaces son cada vez más difícilmente el origen de nuevos vínculos (ver figura 3.10, página 100, generada por el modelo de conexión preferencial en NetLogo de Wilensky 2005). Además, este modelo explica por qué los nodos más antiguos tienen más probabilidad de ser los más conectados, es decir, por qué los individuos que comienzan una red son los que tienen más ventajas.

Es importante notar que los nodos mejor conectados, los “hubs”, son al mismo tiempo la fuerza y la debilidad de las redes de libre escala. Dicha ambivalencia se debe a que casi todos los caminos más cortos entre dos nodos (los geodésicos) pasan por algún “hub” (por ejemplo, para ir de un ciudad pequeña a otra también pequeña, a través de la red ferroviaria, normalmente hay que pasar por una ciudad grande). Así pues, por un lado, dichos “hubs” permiten valores de \bar{L} bajos, conectando regiones de la red alejadas entre sí, lo que asegura una alta conexión global, permitiendo que el flujo de información sea alto; sin embargo, por otro lado, si dichos nodos desaparecen la red entera puede desvanecerse (si colapsan algunos de los más importantes aeropuertos, el tráfico aéreo podría verse severamente limitado). Si el ataque o el fallo de la red es al azar, la probabilidad de que desaparezca un “hub” es muy baja puesto que hay un gran número de nodos, por lo que probablemente quede eliminado un nodo poco conectado y

las repercusiones para la red serán mínimas. En cambio, si el ataque es selectivo y se suprime un nodo altamente conectado, las consecuencias pueden ser importantes y la conectividad de la red se puede ver seriamente afectada.

Figura 3.10
Red de libre escala ($n = 200$)



Fuente: elaboración propia (creada por el método de la conexión preferencial)

Tanto las redes aleatorias (donde los nodos establecen conexiones al azar) como las redes de libre escala poseen en común valores de \bar{L} suficientemente bajos como para que la conectividad global sea bastante alta (tabla 3.9, página 101). Sin embargo, ambas se distinguen en la distribución de grados: las redes aleatorias obedecen a una distribución de Poisson (similar pero no igual a curva de Gauss) (gráfica 3.6a, página 101), mientras que las redes de libre escala siguen una distribución de ley de potencias (gráfica 3.6b, página 102). Este hecho permite que las redes de libre escala sean mucho más tolerantes frente a los fallos al azar que las redes aleatorias. En las redes aleatorias, un pequeño número de fallos al azar pueden colapsar la red entera; por el contrario, las redes de libre escala pueden absorber muchos más fallos antes de que la red en su totalidad colapse. Esto ocurre porque el número de “hubs” es extremadamente pequeño,

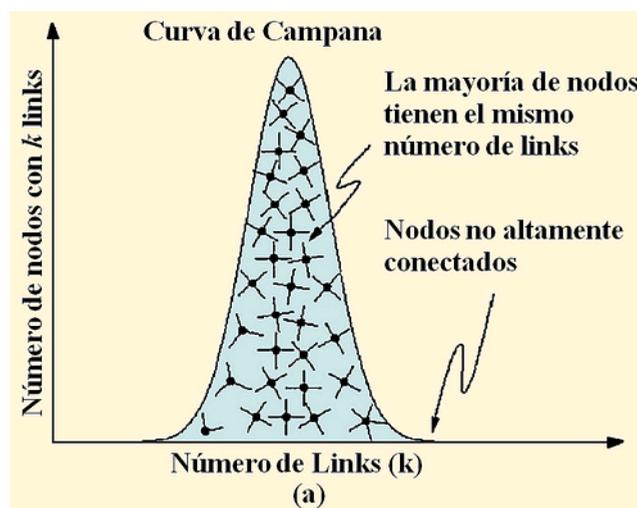
y, por tanto, los fallos tienen más probabilidad de ocurrir en los nodos poco conectados. Una de las consecuencias de este hecho es que las redes de libre escala son más resistentes –por ejemplo- a las epidemias que las redes aleatorias, ya que las epidemias no distinguen entre “hubs” y nodos pobremente conectados. La mayor robustez de las redes de libre escala frente a las epidemias parece ser otra ventaja evolutiva en la dinámica social para que el diseño de redes sociales de libre escala haya predominado sobre la arquitectura de las redes aleatorias.

Tabla 3.9 Comparación entre diferentes redes

Redes	Característica explicada	\bar{C}	\bar{L}	Distribución de grado
Aleatorias	Lo global	Bajo	Bajo	Poisson
Watts- Strogatz	Mundo pequeño (global y local)	Alto	Bajo	Poisson
Regulares	Lo local	Alto	Alto	Constante
Barabási-Albert	Libre escala	Bajo	Bajo	Ley de potencias
Sociales reales	Mundo pequeño y libre escala	Alto	Bajo	Ley de potencias

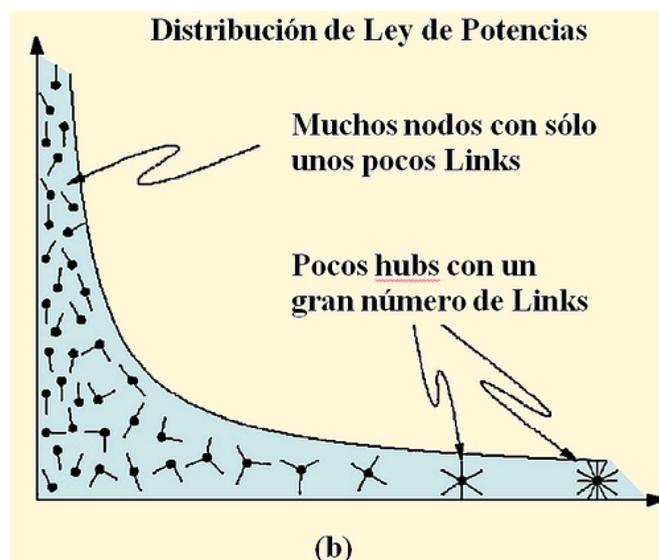
Fuente: elaboración propia

Gráfica 3.6a



Fuente: disponible en jozeluiz.blogspot.com/2008/05/arquitectura-de...

Gráfica 3.6b



Fuente: disponible en jozeluiz.blogspot.com/2008/05/arquitectura-de...

Por otro lado, las redes de libre escala son más vulnerables frente a los ataques selectivos que las redes aleatorias. Ataques selectivos que eliminen simultáneamente un pequeño número de “hubs” de una red de libre escala pueden colapsar dicha red. Sin embargo, las redes aleatorias son más resistentes a los ataques a los nodos mejor conectados puesto que dichos nodos bien conectados no son “hubs”, y, por tanto, su desaparición no afecta tanto a la conectividad global. Una aplicación importante de este hecho, en el mundo actual, es que las redes de libre escala son más débiles frente a los ataques terroristas que las redes aleatorias, ya que los ataques terroristas suelen ser selectivos. Este fenómeno debe ser tenido en cuenta tanto a la hora de eliminar las células terroristas más vitales (la destrucción de ciertos grupos puede suponer el desmantelamiento de toda una organización) como para diseñar redes más resistentes frente a los ataques terroristas (por ejemplo, diversificando los posibles objetivos de los ataques).

Por último, se debe señalar que, aunque el modelo de Barabási-Albert consigue explicar la característica de libre escala de la distribución de grados de muchas redes sociales, no consigue explicar plenamente la propiedad de mundo pequeño: los mundos pequeños tiene valores de \bar{C} altos, pero el modelo de Barabási-Albert no. Otro problema adicional de este modelo es que un nodo puede ir adquiriendo un número de vínculos cada vez mayor de manera ilimitada, lo cual, en realidad, no es posible. Por

ejemplo, el número de amigos de un individuo no sólo no puede exceder el número de personas de la población mundial, sino que además viene limitado por el tiempo y el esfuerzo que supone crear y mantener relaciones de amistad.

c) “Asortatividad”

Múltiples sistemas biológicos, tecnológicos y sociales –como se han visto anteriormente- adoptan la forma de redes, cuyas características han sido exitosamente reproducidas por modelos tales como el de Watts-Strogatz o el de Barabási-Albert. Respecto a las redes sociales, existe evidencia empírica de que dichas redes son a menudo mundos pequeños, de libre escala y “asortativas”. El modelo Watts-Strogatz explica la característica de mundo pequeño, el modelo Barabási-Albert explica la propiedad de libre escala, pero ninguno de los modelos explica la propiedad de “asortatividad” o correlación de conectividad, característica exclusiva de las redes sociales que no poseen las redes biológicas o tecnológicas. Sin embargo, el modelo Newman (2002; y 2003) explica dicha propiedad.

Para definir formalmente el coeficiente de “asortatividad”, podemos considerar una red de N tipos distintos de nodos; siendo $p(j|i)$ la probabilidad condicional de que un nodo del tipo i tenga un vecino del tipo j . Esta probabilidad condicional satisface las condiciones normalizadas:

$$1 \geq p(j|i) \geq 0$$

$$\sum_{i=1}^N p(j|i) = 1$$

Se puede definir el coeficiente de “asortatividad”, r , como

$$r = \frac{\sum_{j=1}^N p(i|i)-1}{N-1}$$

siendo $p(i|i)$ la probabilidad condicional de que el vecino de un nodo del tipo i sea un nodo del tipo i .

En el modelo Barabási-Albert, la probabilidad de que un nodo “emisor” forme un vínculo con un nodo “receptor” depende del grado de dicho nodo “receptor”, pero no

del grado del nodo “emisor”; es decir, cuanto mayor sea el número de vínculos del nodo “receptor” mayor probabilidad tendrá un nodo “emisor” de que se una a dicho nodo “receptor”, independientemente del grado de dicho nodo “emisor”. Sin embargo, dicho modelo no tiene en cuenta que en las redes sociales la probabilidad de conexión entre dos nodos depende fundamentalmente tanto del grado del nodo “emisor” como del grado del nodo “receptor”; de manera que cuanto mayor sea el grado de similaridad entre los grados dos nodos, más tendencia tendrán a unirse (redes “asortativas”). En las redes biológicas y tecnológicas, por el contrario, cuanto menor sea el grado de similaridad entre los grados, más posibilidad tendrán a conectarse (redes “disasortativas”). Aquellos modelos que no tengan en cuenta esta característica no podrán explicar correctamente el comportamiento de las redes sociales reales.

De acuerdo con el modelo de Newman, el coeficiente de asortatividad (Newman 2002) varía entre 1 y -1, y dicho coeficiente, r , permite distinguir entre redes sociales, por un lado, y redes biológicas y tecnológicas por otro (tabla 3.7, página 85 y tabla 3.10). Las redes “asortativas” son aquellas con un $r > 0$; “disasortativas con $r < 0$ y las neutrales $r = 0$.

Tabla 3.10
Coeficiente de “asortatividad”

Redes	r
Biológicas	<0
Tecnológicas	<0
Sociales	>0
Barabási	0
Aleatorias	0

Fuente: elaboración propia

En la mayoría de las redes se puede observar diferentes tipos de nodos cuya probabilidad de conexión depende de la clase de nodo a la que pertenecen. Por ejemplo, la cadena trófica de un ecosistema se puede considerar como una red donde plantas, herbívoros y carnívoros pueden ser representados por distintos tipos de nodos. En dicha red se puede observar que existen muchos vínculos entre plantas y herbívoros, y entre herbívoros y carnívoros, pero no existen conexiones directas entre herbívoros, entre

plantas o entre carnívoros. Así pues, las cadenas tróficas -y muchas otras redes biológicas- son heterófilas, característica responsable de la “disasortatividad” de dicha redes.

De igual manera, la estructura de red de Internet refleja tres categorías amplias de nodos, a saber, los usuarios finales del servicio de Internet, los proveedores de la conectividad y los ISPs que unen a las dos categorías anteriores. Se puede observar la existencia de muchos vínculos entre los usuarios y los ISPs, y entre los ISPs y los operadores de la columna vertebral de Internet, pero hay pocos vínculos directos entre las propias ISPs o entre los usuarios y los proveedores fundamentales. Por tanto, la red de Internet -entre otras redes tecnológicas- también es un ejemplo de red heterófila, y, por tanto, “disasortativa”.

A diferencia de las anteriores, las redes sociales suelen ser homófilas y presentar “asortatividad”. Muchos estudios empíricos muestran que los individuos tienden a asociarse con otros individuos que poseen características similares a ellos mismos. Por ejemplo, en un estudio sobre la etnia de las personas que constituyen una pareja (Catania 1992) se mostraron los siguientes resultados (tabla 3.10):

Tabla 3.10
Composición étnica de parejas

	Negros	Hispanos	Blancos	Otros
Negros	506	32	69	26
Hispanos	23	308	114	38
Blancos	26	46	599	68
Otros	10	14	47	32

Fuente: elaboración a partir de Newman 2002

Otros estudios parecidos arrojan resultados similares respecto a la edad o a los ingresos. Análogamente, los individuos con más vínculos en una red social tienen más tendencia a conectarse con los individuos más conectados, y los de menos vínculos con los menos conectados. Así pues, la homofilia que tiene lugar entre los seres humanos parece ser causa de que las redes sociales sean “asortativas”.

Por último, se debe subrayar que este trabajo de investigación intenta analizar la influencia de propiedades estructurales como la densidad de red, longitud de paso, coeficiente de clustering e índice de Gini en la génesis de ciertos aspectos relativos al capital social (confianza social y flujo de información). Esta tarea se lleva a cabo mediante la utilización de redes artificiales generadas por métodos de simulación informática, que pretenden representar redes reales sociocéntricas y complejas caracterizadas por ser mundos pequeños, de libre escala y “asortativas”.

Capítulo IV. Definición de capital social

La tesis central de la teoría del capital social asumida en este trabajo de investigación es sumamente simple: las redes sociales importan. Las redes sociales pueden generar capital social y el capital social puede producir tanto beneficios públicos como privados. Me centraré básicamente en dos aspectos del capital social, a saber: la información que fluye por las redes (Burt 1992; 2005; y Granovetter 1973) y las obligaciones de reciprocidad derivadas de las relaciones de confianza (Bourdieu 1985; y Coleman 1990) (para el concepto de confianza véase Gambetta 2000; y Ostrom y Walker 2005). Conviene aclarar desde el primer momento dos cuestiones importantes: el capital social no son redes sociales, pero sin redes sociales no hay capital social (Herreros 2002); y, en segundo lugar, el capital social no siempre produce beneficios, sino que también podría crear perjuicios (Levi 1996).

Son muchas las investigaciones que pretenden poner de manifiesto las ventajas privadas que pueden generar las redes sociales. Algunos estudios indican, por ejemplo, que la probabilidad de que alguien encuentre trabajo depende más del tamaño de las redes sociales de vínculos débiles en las que se está inserto (ver apartado 3.4b, página 79) que de los títulos académicos que se posea. El dicho “no es sólo lo que se sabe sino a quien se conoce” sugiere que las redes sociales a las que pertenecen los individuos pueden ser tan o más importante que los estudios que se tengan a la hora de buscar un empleo (Erickson 2001); algunos investigadores llegan incluso más lejos al defender que los ingresos están más determinados por la extensión de las relaciones sociales que por el nivel educativo. Otros trabajos, por citar sólo algunos ejemplos más, analizan el poderoso efecto de las redes sociales sobre el logro educativo (Putnam 2003) o sobre la salud física y psíquica de las personas (Kawashi, Subramanian y Kim 2007). La literatura también señala que el capital social que se puede generar por redes sociales es más importante para el bienestar subjetivo de las personas (la felicidad) que los bienes materiales. La pertenencia a redes sociales permite pronosticar la probabilidad de la felicidad humana mejor que la posesión de capital económico. Y es que el mejor predictor de la felicidad de una persona es la amplitud y la profundidad de sus contactos sociales.

Otros estudios, en cambio, intentan poner de relieve las ventajas públicas que pueden promover las redes sociales. El capital social que dichas redes pueden generar

desempeña un papel crucial en muchas facetas de la vida social, política y económica de las sociedades. Por ejemplo, puede reducir los costes de transacción propios de todo intercambio de mercancías y, por consiguiente, estimular el desarrollo económico (Fukuyama 1995; Knack y Keefer 1997; y Woolcock 1998); permite un mayor control sobre los gobernantes favoreciendo el funcionamiento de la democracia (Putnam 1993; 1995; 2000; y Putnam y Goss 1993); puede ser un factor clave en la reducción de la delincuencia; o puede ser un elemento importante para la erradicación de la pobreza (Narayan 2002), entre otros muchos aspectos (para una discusión más amplia, véase Andréu 2005).

Así pues, sociedades con redes sociales que pueden generar elevados niveles de capital social tienen menos problemas que otras sociedades deficitarias en redes sociales y con menos recursos de capital social, como intentan acreditar numerosas investigaciones. Por poner un paralelismo biológico, de igual manera que el potente sistema inmunitario de los mamíferos reduce las posibilidades de desarrollar cáncer y protege a los individuos contra muchas enfermedades infecciosas, sociedades con elevadas reservas de capital social y con redes sociales valiosamente trabadas son menos propicias a sufrir problemas sociales. Las redes sociales y el capital social que se puede generar de dichas redes nos protegen contra diversas patologías sociales tales como la pobreza, la delincuencia, el oportunismo político, el descontento, o las dolencias físicas y mentales que pueden sufrir los individuos, entre otros muchos aspectos. Asimismo podemos afirmar que, de la misma forma que el descenso de la actividad del sistema inmunológico en los seres humanos no es la causa directa del cáncer pero lo posibilita, el declive de las reservas capital social en la sociedad tampoco es el origen último de los problemas sociales, pero sin duda los permite.

A pesar de todos estos estudios, los efectos del capital social sobre esta multitud de aspectos todavía no han sido demostrados de manera concluyente, aunque se asume que -en general- existe cierta evidencia a favor de estas relaciones. Si esto es así, la pregunta acerca de cómo invertir en la creación de capital social puede ser una cuestión crucial tanto para el desarrollo económico como para el funcionamiento de la democracia así como para el desarrollo integral de los individuos. Ahora bien, responder a la pregunta de cómo invertir en la creación capital social que tan buenos dividendos

parece que posee supone responder previamente a otra pregunta: qué es el capital social. Este apartado está dedicado a responder a esta cuestión clave.

4.1 Definición de capital y tipos de capital: físico, humano y social

Para entender qué es el capital social, primero se debe clarificar el concepto de capital. El término capital hace referencia a los recursos que se invierten para obtener beneficios. Según Karl Marx (1849) el capital emerge en las relaciones sociales de explotación entre capitalistas y trabajadores. En el esquema marxiano, la clase explotadora recoge el valor añadido generado por el trabajo proporcionado por la clase explotada. Así pues, los burgueses -que poseen los medios de producción- pueden acumular capital, mientras que los proletarios no. Sin embargo, para Adam Smith (1937) el capital incluye todas las habilidades prácticas y adquiridas por parte de los individuos; desde este punto de vista, el capital no sólo recae en los capitalistas sino también entre los trabajadores. Por tanto, los trabajadores se han convertido también en capitalistas, pero no porque posean medios de producción, sino por tener habilidades y conocimientos de valor económico.

Se podría, pues, distinguir entre un capital físico, que puede rastrearse hasta los análisis de Marx, y un capital humano, cuyos orígenes pueden remontarse a la obra de Smith. A diferencia del capital físico, el capital humano es el valor añadido a los trabajadores cuando dichos individuos adquieren habilidades, conocimientos y otros recursos útiles para el proceso de producción. Dicho capital humano se puede medir típicamente por el nivel educativo, formación específica y experiencia de trabajo.

La teoría del capital de Marx y la de Smith tienen en común la definición de capital como aquellos recursos que se invierten para obtener beneficios, pero se distinguen respecto a quién puede o no poseer capital, por un lado; y sobre la visión de la estructura social que cada autor posee, por otro. Según Marx, la estructura social es un rígido sistema de dos clases sociales: los capitalistas que pueden acumular capital y los trabajadores que no. Desde el punto de vista de Smith, sin embargo, la estructura social se contempla como una jerarquía fluida de muchos grados de capitalistas con diferentes oportunidades y motivaciones para la adquisición de capital humano.

Es importante notar que hay un cambio de perspectiva desde el nivel macro usado por Marx hasta el nivel micro empleado por Smith (Lin 2001:17). Mientras que Marx contempla el capital cómo parte del proceso de explotación en la sociedad, Smith se centra en el capital adquirido por los individuos a fin de obtener beneficios. Sin embargo, como ya se argumentó anteriormente (ver epígrafe 2.4, página 43), se debe tener en cuenta tanto la acción de los individuos que genera cambios sociales (la “mano invisible” de Smith) como las estructuras de interacción que influyen en las acciones de los individuos (las estructuras de explotación de Marx) si se quiere explicar procesos sociales.

El capital humano puede ser concebido como un conjunto de recursos que se invierten en *los actores individuales* con el deseo de obtener beneficios. Sin embargo, el capital social puede ser definido como una serie de recursos que se invierten en *relaciones sociales* con la esperanza de adquirir ciertas ventajas. Se podría distinguir, pues, entre recursos personales y recursos sociales (Lin 1982): los recursos personales son propios de los actores individuales e incluyen tanto bienes simbólicos (tales como títulos, diplomas y otros certificados) como bienes materiales. Por el contrario, los recursos sociales están incrustados en las redes sociales, y sólo se puede acceder a ellos a través de las conexiones sociales. El coche prestado por un amigo o el trabajo conseguido a través de un antiguo compañero de clase del padre serían ejemplos de recursos sociales. Es importante subrayar que los recursos sociales, tanto por cantidad como por calidad, pesan más que los recursos personales en su utilidad potencial para los individuos (Lin 2001). Flap (1991) señala que los recursos que se pueden obtener de las redes dependen de tres factores: 1) número de actores de la red dispuestos a ayudar; 2) la fuerza de las relaciones, que indican el grado de disposición a ayudar; y 3) los recursos propios de los actores de la red.

Así pues, el capital social consiste en un conjunto de recursos insertados en las redes sociales que se pueden invertir cuando los actores desean aumentar la probabilidad de éxito en sus acciones (Lin 2001:24). Al igual que el capital humano, el capital social es una serie de recursos que se invierten para obtener beneficios; pero a diferencia del capital humano que representa una inversión en conocimientos y habilidades, el capital social implica una inversión en redes sociales.

Los recursos disponibles en las redes sociales pueden mejorar los resultados de la acción de los actores que pertenecen a tales redes sociales de dos maneras: en primer lugar, facilitando el flujo de información. Los vínculos sociales localizados en ciertas posiciones estratégicas, y, por tanto, mejor informados sobre las necesidades del mercado, pueden proporcionar información muy útil sobre diferentes oportunidades para tales actores. En segundo lugar, reforzando la identidad, el reconocimiento y la confianza necesarias para mantener la salud de dichos actores.

En este trabajo de investigación se consideran dos elementos claves del capital social como recursos insertos en las redes sociales, a saber, la información que fluye a lo largo de dichas redes, y las obligaciones de reciprocidad (obtener favores a cambio de favores), que pueden surgir de la confianza mutua entre los actores que pertenecen a la misma red social. Mientras que las redes sociales de alta densidad o cerradas (Bourdieu 1985; y Coleman 1990) constituidas por vínculos fuertes son necesarias para poder generar confianza, los puentes entre los grupos sociales cerrados formados por vínculos débiles son fundamentales para el flujo de información (Burt 1992; y Granovetter 1973). Así como, por poner algunos ejemplos, las comunidades densas son necesarias para la seguridad de los niños en los parques o en el colegio (Coleman 1990), los puentes entre redes son cruciales para conseguir un empleo o tener mejores ideas (Burt 1992).

4.2 Diferentes definiciones de capital social

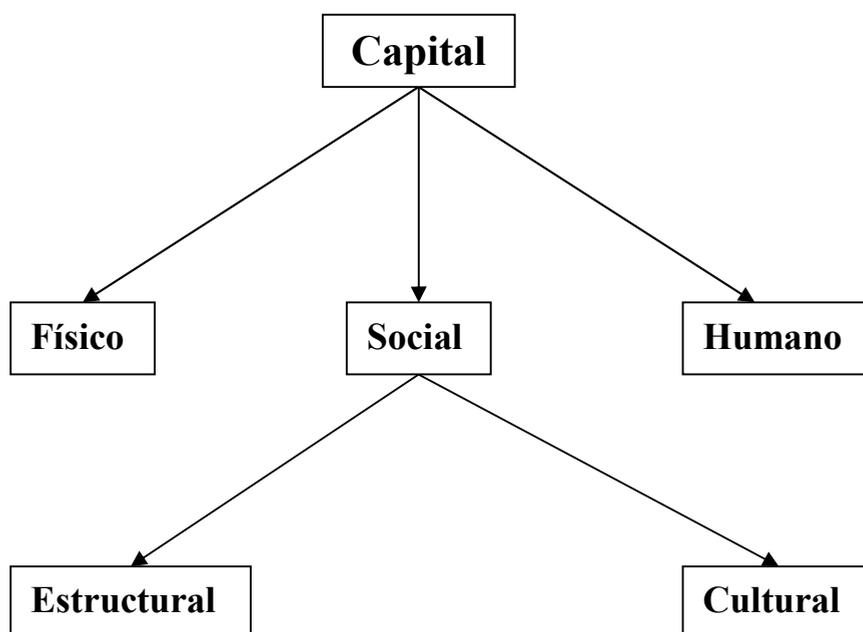
Se puede concebir el capital social como una serie de recursos disponibles para el individuo derivados de su participación en redes sociales (Bourdieu 1985; Coleman 1988, 1990; y Lin 2001), y se centra en dos elementos: la información que fluye a través de las redes sociales y las obligaciones de reciprocidad (obtener favores a cambio de favores) que pueden generarse de la confianza mutua entre los individuos pertenecientes a la misma red social. Los sujetos no pueden acceder a dichos recursos de capital social si no participan de alguna manera en redes sociales. Un individuo aislado, que no participe en ninguna red social, no podrá disfrutar de los recursos del capital social.

Sin embargo, no todos los autores comparten esta definición de capital social (figura 4.1, página 112). Ciertos autores (Paxton 1999; y Stolle 2000) no sostienen una definición estructural del capital social como la descrita anteriormente, sino una

definición culturalista. Mientras que desde el punto de vista estructural el capital social es un fenómeno objetivo y medible, desde la perspectiva culturalista es un fenómeno subjetivo y no medible constituido por un conjunto de valores y actitudes que poseen los ciudadanos y que determinan cómo se comportan unos con otros. Esta serie de valores se refieren a virtudes cívicas tales como la fraternidad, la confianza generalizada o la cooperación, por ejemplo. Una sociedad cuyos ciudadanos posean dichas actitudes será una sociedad más sana y más abierta que otra que no las posea. Así pues, el capital social es, desde esta perspectiva culturalista, una serie de valores y actitudes que poseen los individuos y que tienen consecuencias beneficiosas tanto para los individuos particulares como para el resto de la sociedad.

Figura 4.1

Diferentes tipos de capital y distintas concepciones de capital social



Fuente: elaboración propia

Antes de proponer una definición operativa de capital social, sería importante analizar algunas de las definiciones que han tenido gran repercusión en la discusión sobre la concepción de capital social (véase Portes 1998). El concepto aparece por primera vez en un escrito de L. J. Hanifan en 1916 (Putnam 2000:19). Este maestro rural y reformador social estadounidense llegó a la conclusión de que los graves problemas sociales, políticos y económicos que aquejaban a las comunidades donde

trabajaba sólo podían resolverse reforzando las redes de solidaridad entre sus ciudadanos. Hanifan acuñó la expresión capital social para referirse a:

“esos elementos intangibles que cuentan sumamente en la vida diaria de las personas, a saber, la buena voluntad, la camaradería, la comprensión y el trato social entre individuos y familias” (citado en Putnam y Goss 2003:10).

Así pues, al hablar de capital social este autor se refiere más a un conjunto de valores que a una serie de recursos, por lo que parece estar más cerca de una definición culturalista del capital social que de una concepción estructuralista (Herreros 2002). También subrayó las ventajas tanto públicas como privadas que genera el capital social:

“la comunidad en su conjunto se beneficiará de la cooperación de todas sus partes, mientras que el individuo encontrará al asociarse las ventajas de la ayuda, la comprensión y la camaradería de sus vecinos” (citado en Putnam y Goss 2003:10).

Otros autores como Michael Woolcock y Deepa Narayan (2000), por el contrario, defienden más bien una concepción estructuralista de capital social al afirmar que:

“la idea básica del capital social es que la familia, los amigos y los compañeros de una persona constituyen un recurso importante al que recurrir en una crisis, del que disfrutar por sí mismo y del que servirse para conseguir ventajas materiales. Además, esto, que es cierto para los individuos, vale también para los grupos. Las comunidades con recursos variados de redes sociales y asociaciones cívicas se encuentran en una posición más sólida para hacer frente a la pobreza y la vulnerabilidad, resolver disputas y sacar partido a oportunidades nuevas” (Woolcock y Narayan 2000:226).

También estos autores ponen de manifiesto las ventajas tanto públicas como privadas que proporcionan el capital social.

No obstante, el desarrollo del concepto “capital social” y su actual influencia en las ciencias sociales se debe fundamentalmente a los estudios de Pierre Bourdieu (1985), James Coleman (1988; 1990), Nan Lin (2001) y Robert Putnam (1993; 1995; y 2000). La definición estructural de capital social se deriva fundamentalmente de los

trabajos de Bourdieu, Coleman y Lin. Dichos autores definen el capital social como un conjunto de recursos disponibles para los individuos derivados de su participación en redes sociales. Para Bourdieu (1985), el capital social es:

“la acumulación de recursos reales o potenciales que están unidos a la posesión de una red duradera de relaciones más o menos institucionalizadas de reconocimiento mutuo” (Bourdieu 1985:248).

Es decir, el sociólogo francés, concibe el capital social como una forma de capital poseído por los miembros de una red social, y, a través de de las conexiones sociales, dichos miembros de tal red pueden hacer uso de dicho capital social. Además, para Bourdieu -y a diferencia de Coleman- el capital social es un mero disfraz del capital económico:

“el capital económico es la raíz de todos los otros tipos de capital” y “todos los tipos de capital son reductibles en última instancia a capital económico” (Bourdieu 1985:252).

Según Coleman (1990:302), el capital social es “un aspecto de la estructura social que facilita ciertas acciones de los individuos que están situados dentro de esa estructura”. Si algún aspecto estructural sirve a los individuos para alcanzar la finalidad de sus acciones, entonces dicho aspecto es capital social, siendo los recursos derivados de las relaciones sociales un aspecto importante de la estructura social. Así pues, para el sociólogo estadounidense, el capital social es una serie de recursos reales o potenciales ganados a través de las relaciones sociales “que hacen posible el logro de ciertos fines que no serían alcanzados en su ausencia” (Coleman 1990:302). Además, dicho capital social no es fungible a través de las acciones de los individuos. Así pues, tanto en la definición de capital social de Bourdieu como en la de Coleman existe una clara referencia a los términos recurso y estructura, por lo que ambas definiciones pueden ser calificadas de estructuralistas.

Por el contrario, en la definición de capital social de Putnam se pueden encontrar elementos que podrían ser adscritos tanto a la definición estructuralista como a la culturalista. Para este autor, por una parte, el capital social consiste en determinadas características que pueden poseer los ciudadanos como la posesión de virtudes cívicas, y

en este sentido su definición está más cerca de la perspectiva culturalista (Putnam 1993; y 1995). Pero, por otra parte, también incluye a las redes sociales como un elemento crucial del capital social, y de esta manera se acerca más a la concepción estructuralista (Putnam 1993; y 1995). En sus estudios sobre el declive del capital social en los EEUU considera al capital social como “las redes sociales y las normas de reciprocidad y confianza que se derivan de ellas” (Putnam 2000:19). Combinar ambas concepciones -la estructural y la cultural- en una misma definición impide un análisis posterior más pormenorizado del término y dificulta sin duda responder a la pregunta crucial de cómo invertir en capital social (Herreros 2002).

Esta investigación mantiene una visión estructural y objetiva del capital social entendido como un conjunto de recursos disponibles para los individuos, tales como información y obligaciones de reciprocidad derivados de la participación de dichos individuos en las redes sociales, sin asumir -por el contrario- una visión cultural y subjetiva del capital social considerado como una colección de valores y actitudes tales como fraternidad, confianza generalizada, cooperación, y otros valores similares. La plausibilidad de las conclusiones finales de este trabajo depende en gran medida de la fortaleza de los argumentos a favor de la concepción estructural del capital social y en contra de la perspectiva cultural.

Para apoyar que el capital social es un conjunto de recursos, y en ningún caso un mero conjunto de valores, imaginemos el siguiente ejemplo (adaptado de Francisco Herreros 2002:9). Consideremos dos individuos: uno de ellos vive en el Estado de naturaleza hobbesiano, mientras que el otro habita en el Estado de naturaleza roussoniano (tabla 4.1, página 116). Lo terrible de vivir en el Estado de naturaleza hobbesiano se debe, sobretodo, a la carencia de capital social: el individuo está aislado, por lo que no participa en redes sociales; así pues, difícilmente podrá desarrollar relaciones de confianza con otros individuos y recoger información de suma importancia para su vida. No podrá disponer de información acerca de, por ejemplo, nuevas técnicas de cultivo desarrolladas por su vecino y tampoco podrá ayudar a su vecino a recoger su cosecha esperando que este favor le sea devuelto en el futuro. Este individuo carece de recursos (información y obligaciones de reciprocidad), lo cual hace que su vida resulte mucho más dura.

Tabla 4.1
Estado Naturaleza

Hobbesiano	Roussoniano
Aislado	No aislado
No redes sociales	Sí redes sociales
No capital social	Sí capital social
No información	Sí información
No confianza	Sí confianza
Vida corta y terrible	Vida larga y agradable

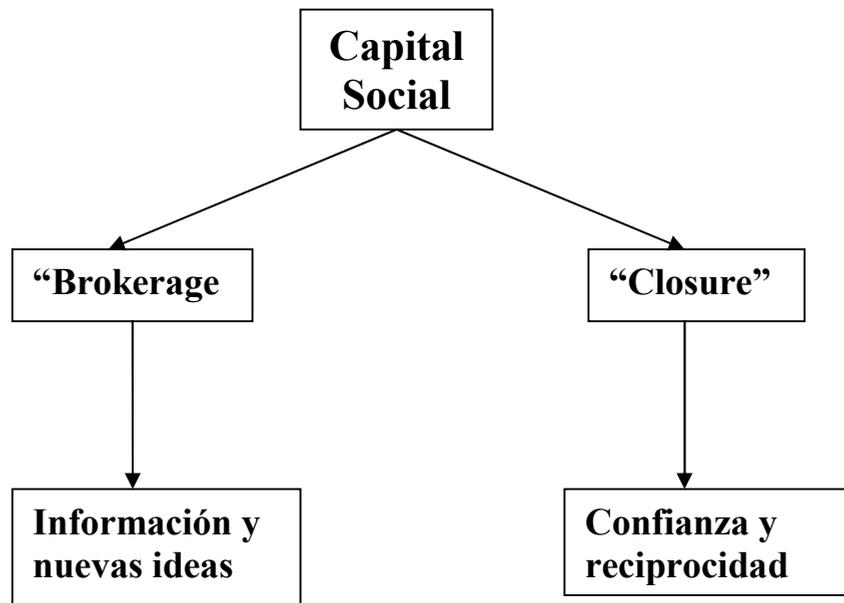
Fuente: elaboración a partir de Herreros 2002:9

Sin embargo, lo agradable de vivir en el Estado de naturaleza roussoniano se debe -en gran medida- a la existencia de capital social: el individuo no está aislado, participa en redes sociales, y disfruta de los recursos de capital social que posee. En ambos casos, los recursos de capital social no son los valores y actitudes de los individuos, sino la información y las obligaciones de reciprocidad derivadas de la participación en redes sociales.

4.3 Definición estructural de capital social

Desde las primeras páginas de este trabajo se ha destacado la importancia que tiene la estructura de las redes sociales para entender las dinámicas que tienen lugar en el propio seno de dichas redes. Numerosas investigaciones muestran el papel crucial que desempeña la estructura de las redes en una gran multitud de procesos sociales, por ejemplo, en la difusión de la innovación tecnológica, la expansión de los nuevos movimientos sociales, la polarización política o la búsqueda de empleo (Barabási 2002; Coleman, Katz y Menzel 1957; Jaime-Castillo y García-Valdecasas 2010; Granovetter 1973; y Watts 2003). En este apartado, en particular, se intentará mostrar cómo las estructuras de redes sociales son capaces de generar capital social.

Figura 4.2
Diferentes aspectos del capital social



Fuente: elaboración propia

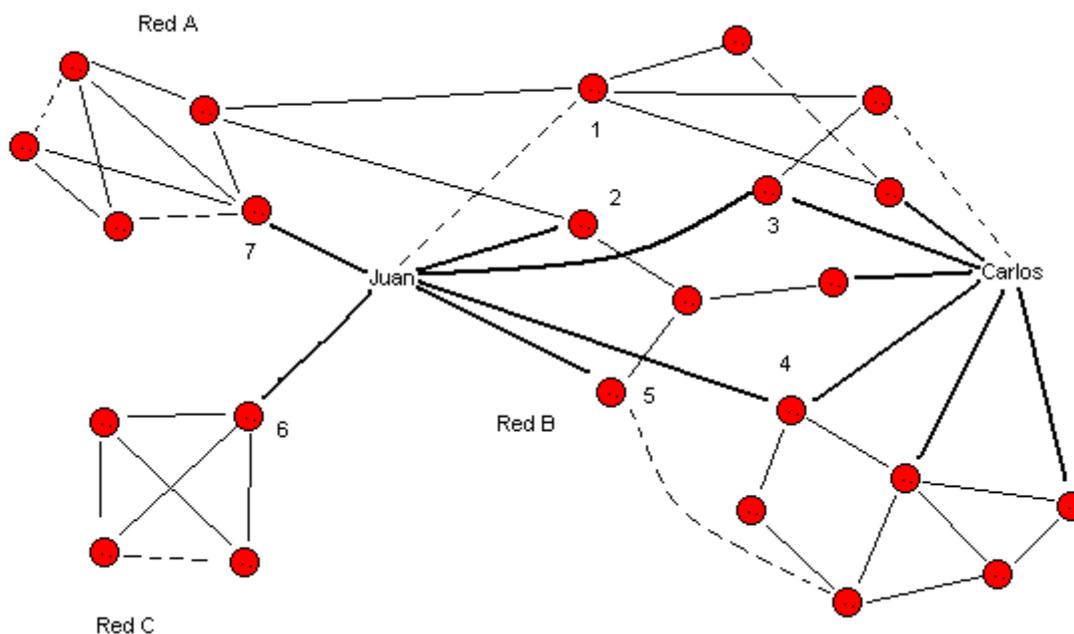
El capital social puede emerger no sólo en redes constituidas por segmentos donde los nodos están fuertemente interconectados entre sí (Bourdieu 1985; y Coleman 1990), es decir, en estructuras caracterizadas por altos coeficientes de clustering (C), sino también en redes donde ciertos nodos facilitan las conexiones entre segmentos aislados entre sí (Burt 2005; y Granovetter 1973), esto es, en estructuras definidas por bajas longitudes de paso (L). Así pues, el capital social puede ser generado por dos tipos de estructuras diferentes (figura 4.2): redes densas y cerradas (C altos), donde se puede forjar la identidad personal, generar confianza para la toma de decisiones y facilitar el intercambio de favores entre individuos; y redes fluidas y abiertas (L bajos), donde puede fluir la información crucial para la realización de los fines de los individuos y generarse nuevas ideas y comportamientos. Al primer aspecto estructural se le denomina “closure” (cierre) y al segundo “brokerage” (intermediación). Este trabajo de investigación se centra en dos aspectos de capital social: reciprocidad y confianza generada mediante el “closure”, e información y nuevas ideas difundidas a través del “brokerage”.

a) Brokerage

Una red social puede ser, por ejemplo, un grupo de compañeros de clase, los vecinos de una comunidad, los colegas de una empresa, las familias residentes en un barrio o las empresas de un país. En la figura 4.3 se puede observar un grafo que representa a una red social en un momento determinado del tiempo. Un grafo puede ser considerado como la representación estática de una red social (una entidad en continuo cambio). Los puntos representan a los actores sociales y las líneas a las relaciones sociales. Las líneas continuas simbolizan a los vínculos fuertes y las líneas discontinuas a los débiles.

Figura 4.3

Red Social



Fuente: elaboración propia

Muchas redes sociales están caracterizadas, como se comentó en el capítulo anterior, por un conjunto de clusters (grupos de nodos internamente muy conectados) y por algunos vínculos ocasionales entre los clusters relativamente aislados (cuando un individuo tiene un amigo, conocido o colega en otro cluster). Es decir, las redes sociales son mundos pequeños (ver epígrafe 3.5a, página 86) con coeficientes de clustering altos (debidos a los clusters) y longitudes de paso bajas (a causa de los puentes entre clusters). En este grafo se pueden observar 3 clusters: A, B y C, que son segmentos densos en el sentido de que las relaciones son más densas dentro que fuera del grupo.

La información puede expandirse a través de la red, alcanzando en diferentes momentos a todos los actores; pero la densidad más alta dentro de los clusters significa que la información circula más rápidamente dentro de los grupos que entre ellos. Esto puede dar lugar a diferencias en las creencias y comportamientos entre los grupos, y, por tanto, puede crear barreras para la información novedosa inconsistente con las opiniones y prácticas imperantes dentro del grupo. Naturalmente, la información no siempre varía entre los clusters, pero cuando lo hace la variación puede ser más pronunciada (Burt 2005:15). En este contexto, se definen huecos estructurales (“structural holes”) (Burt 1992; 2005; y Lin, Cook y Burt 2001) como espacios vacíos entre los clusters de una red por los cuales la información no fluye, es decir, zonas vacías en la estructura de la información que fluye por la red. Desde este punto de vista, los huecos estructurales desempeñan un papel similar a los aislantes de un circuito eléctrico. Las opiniones y los comportamientos varían más entre los grupos que dentro de ellos debido a los huecos estructurales en el flujo de información que atraviesa a la red. Los actores sociales a ambos lados de los huecos estructurales pueden poseer diferentes informaciones; el valor potencial de los huecos estructurales consiste en que éstos separan fuentes de información no redundante, es decir, fuentes de información más aditivas que solapadas (Burt 2005:16).

Consideremos dos actores sociales en la figura 4.3 (página 118) tales como Carlos y Juan (ejemplo adaptado de Burt 2005:16-19). Ambos individuos tienen el mismo número de relaciones: seis vínculos fuertes y uno débil; sin embargo, poseen diferentes entornos estructurales. El acceso de un individuo al capital social inserto en una red depende mucho más de su posición estructural en la red que del número de vínculos que posea. Carlos está conectado directamente a ciertos individuos del grupo B, y, a través de ellos, al resto de actores de dicho grupo. Juan está también conectado directamente a algunos individuos del grupo B, y, mediante ellos, a todos los miembros de tal grupo. Sin embargo, Juan está además conectado a los grupos A y C. El vínculo de Juan con el nodo 7 es uno de los lazos entre los grupo B y A, pero el vínculo con el nodo 6 es el único lazo entre los clusters B y C. Se define puente estructural (“structural bridge”) como aquel vínculo que si desaparece deja desconectados totalmente a dos grupos. Así pues, la relación de Juan con el nodo 6 es un puente estructural. Los puentes estructurales atraviesan los huecos estructurales permitiendo el flujo de información entre distintos clusters. Además, los puentes estructurales hacen posibles que las

distancias que conectan a los individuos a través de los clusters sean pequeñas, y, por tanto, posibilitan que las redes sociales sean mundos pequeños.

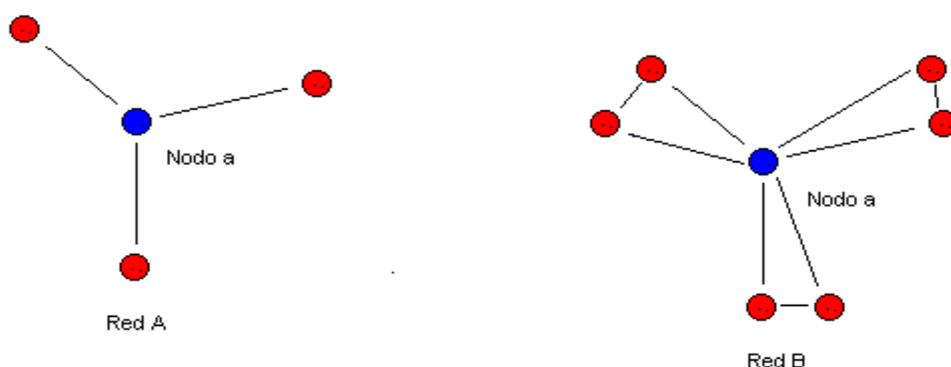
En comparación con Carlos, Juan tiene tres ventajas derivadas de su posición en la estructura de la red social donde están insertos: acceso a una información más amplia, acceso temprano a esa información y control sobre la difusión de dicha información (Burt 2005:17). En primer lugar, los vínculos-puente permiten a Juan acceder a una información más variada, es decir, menos redundante (más novedosa); en segundo lugar, la posición de Juan en un cruce de caminos en el flujo de información entre grupos le permite conocer nuevas ideas y comportamientos más rápidamente que otros. Así pues, Juan es lo que podría considerarse un líder de opinión, responsable de la difusión de la información en los clusters a los que pertenece. Además, Juan puede facilitar la comunicación entre clusters traduciendo opiniones y comportamientos entre los distintos lenguajes de diferentes grupos. Dicha labor de intermediación puede proporcionarle numerosas ventajas. Así pues, Juan es un intermediario (“broker”) o un emprendedor en el mundo de las redes sociales, y tiene más capital social derivado del “brokerage” que Carlos. Se puede concluir, por tanto, que individuos que viven en la intersección de mundos sociales suelen tener más información y mejores ideas que los que viven aislados en sus clusters.

Es importante subrayar que la información que recibe un individuo no depende siempre del número de vínculos que posee; es decir, más vínculos no significan necesariamente más información. Para ilustrar este punto podemos considerar las siguientes dos redes de la figura 4.4 (página 121).

En la red A el nodo *a* posee tres vínculos y en la red B el mismo nodo mantiene los tres vínculos anteriores y crea tres nuevos vínculos. Sin embargo, el nodo *a* no tiene más información en la red A que en la B porque las fuentes de información no son los nodos sino los clusters. La red B proporciona la misma información que la red A porque ambas redes poseen las mismas fuentes de información. Además, el coste en tiempo y energía para mantener la red B es el doble que para la red A porque la red B tiene el doble de vínculos que la red A. El valor de un contacto para un nodo -en términos de la información que puede proporcionar- depende de la información que ya posee dicho nodo (Burt 2005:19). Nuevos vínculos pueden no proporcionar más información, pero si

añaden siempre costes de coordinación. Supongamos, por ejemplo, que el individuo *a* trabaja en un empresa y necesita información de tres departamentos diferentes (tres clusters distintos) para realizar su trabajo. Contactar con más gente de cada departamento no le permite necesariamente desempeñar mejor su labor. Este aspecto estructural de la red B que proporciona información redundante se llama cohesión estructural: individuos fuertemente conectados entre sí (cluster) aportan información superflua.

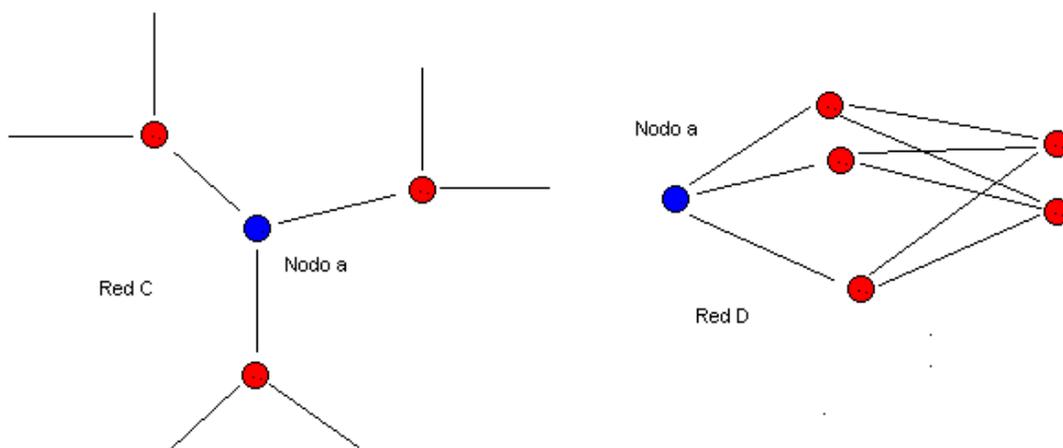
Figura 4.4
Información redundante. Cohesión estructural



Fuente: elaboración propia

Tampoco se puede afirmar que dos nodos que tengan el mismo número de vínculos dispongan de la misma información. Para reflexionar sobre esta idea podemos considerar las siguientes dos redes de la figura 4.5.

Figura 4.5
Redundancia estructural. Equivalencia estructural



Fuente: elaboración propia

El nodo *a* tiene tres vínculos tanto en la red C como en la D; sin embargo, la información que recibe en la red C es mayor que la suministrada por la red D. Los nodos rojos de la red C pertenecen a clusters distintos, pero los de la red D forman parte del mismo cluster. Por tanto, el nodo *a* dispone de más información en la red C que en la D, o tiene menos información redundante. Los jefes de tres supermercados de ciudades distintas de la misma cadena de alimentación, por ejemplo, pueden que no se conozcan entre sí, pero habrán recibido posiblemente el mismo entrenamiento por parte de la dirección de la cadena. Por tanto, solucionarán los problemas de manera parecida. Este aspecto estructural de la red D que proporciona información redundante se llama equivalencia estructural: individuos desconectados entre sí pero unidos a la misma fuente reciben información similar.

Así pues, existen dos fuentes de información redundante, a saber, la cohesión estructural y la equivalencia estructural. Por tanto, redes con pocos vínculos, con vínculos demasiados interconectados (cohesión estructural) o con vínculos demasiado conectados indirectamente a través de un grupo central (equivalencia estructural) obtienen poca información o tienen información redundante, y, consecuentemente, poseen menos capital social derivado del “brokerage” (Burt 2005:26).

El índice de coacción **C** de un nodo (varía desde 0% hasta 100%) señala la limitación de dicho nodo para la intermediación (“brokerage”) (Burt 1992). Un nodo posee un índice de coacción alto cuando dicho nodo tiene pocos contactos (su red es pequeña), los contactos están estrechamente vinculados entre sí (cohesión estructural) o dichos contactos comparten la información indirectamente a través de un contacto central (equivalencia estructural). Así pues, en la red de la figura 4.3 (página 118), el **C** de Juan es menor que el de Carlos, y, consecuentemente, Juan posee más capital social como “brokerage” que Carlos; es decir, Juan dispone de más beneficios que Carlos. Tanto para individuos como para grupos, redes sociales con más huecos estructurales poseen potencialmente más capital social como “brokerage”, es decir, pueden acceder a más información y a mejores ideas. Numerosas investigaciones empíricas (Burt 2004; 2005; Granovetter 1995[1974]; y Lin 1999; 2002) ponen de manifiesto que el capital social derivado del “brokerage” y medido en forma de salario, buenas ideas, promoción y otras ventajas, varía con el índice de coacción **C** de las redes sociales.

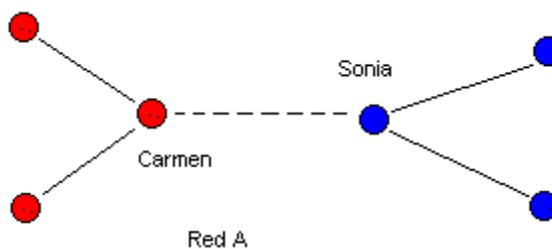
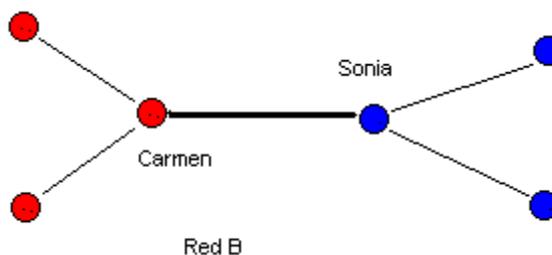
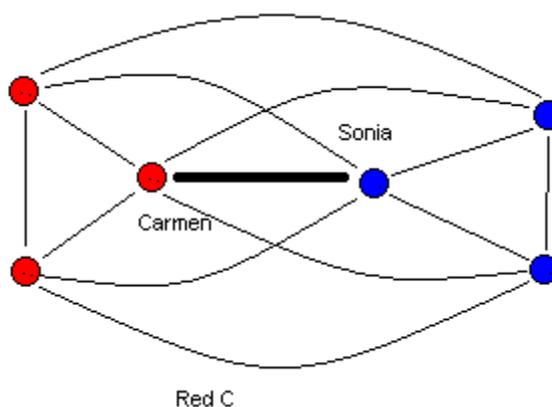
Tabla 4.2
Glosario de términos para el capital social derivado del “brokerage”

Términos en Inglés	Términos en Español	Definiciones
<i>Structural Holes</i>	Huecos estructurales	Espacios vacíos entre los clusters de las redes sociales. Fuentes potenciales de capital social.
<i>Structural Bridges</i>	Puentes estructurales	Vínculos que atraviesan los huecos entre los clusters, permitiendo el flujo de información.
<i>Brokers</i>	Intermediarios	Individuos que construyen puentes entre los huecos. Pueden obtener beneficios por ello.
<i>Brokerage</i>	Intermediación	Aspecto estructural que genera capital social a través de los puentes estructurales levantados por los intermediarios.
<i>Structural Cohesion</i>	Cohesión estructural	Aspecto estructural que genera información redundante a través de contactos vinculados estrechamente entre sí.
<i>Structural Equivalence</i>	Equivalencia estructural	Aspecto estructural que genera información redundante a través de contactos vinculados indirectamente mediante un actor(es) central.
<i>Constraint Index</i> C	Índice de coacción C	Medida de concentración de la limitación de un nodo para la intermediación.

Fuente: elaboración propia

b) Closure

Supongamos ahora (figura 4.6, página 124) dos actores sociales tales como Carmen y Sonia, pertenecientes a dos segmentos de red distintos. Ellas han iniciado una relación -comercial, de trabajo o de cualquier otro tipo- que se puede calificar de débil por carecer de una historia común y no poseer un entorno social compartido. La confianza entre ellas cuando, por ejemplo, comparten información sensible será menor que si tuvieran una relación fuerte basada en el conocimiento mutuo y en la cooperación repetida durante tiempo, como se representa en la figura 4.7 (página 124).

Figura 4.6**Relación débil: Conocidos***Fuente: elaboración propia***Figura 4.7****Relación fuerte: Amigos***Fuente: elaboración propia***Figura 4.8****Red cerrada***Fuente: elaboración propia*

Cuando la relación entre dos actores es de amistad, el riesgo de traición es menor que si fuese una relación de meros conocidos. Sin embargo, el riesgo de cometer alguna traición entre ellas es aun menor si existen conocidos y amigos comunes, como se observa en la figura 4.8. El sentimiento de culpa generado por engañar a un amigo de

siempre puede ser enorme, incluso aunque la traición no sea descubierta; pero el pesar puede ser aun mayor si dicha acción es descubierta por la víctima, y puede ser realmente insoportable si los amigos comunes se enteran de “la mala pasada”.

El vínculo fuerte entre dos actores sociales se puede calificar de enlace (“bond”) (Burt 2005:95) cuando tiene lugar en medio de una red cerrada (cluster), es decir, dentro de una red constituida por nodos estrechamente y densamente conectados entre sí donde todo comportamiento público es conocido por todos los nodos (red C). El mal comportamiento de un actor en un grupo cerrado puede afectar gravemente tanto a su autoestima como a su reputación dentro del grupo. Así pues, en redes cerradas el riesgo de traición es menor y, consecuentemente, la confianza entre los miembros del grupo es mayor. Por tanto, el capital social derivado del “closure” en la red C es probablemente mayor que en la red B, y, a su vez, el capital social en B es seguramente mayor que en A.

El argumento sobre el “closure” puede ser resumido de la siguiente manera (Burt 2005:162): cuanto más cerrada sea una red, es más probable que las malas conductas sean detectadas y castigadas. La gente coopera entre sí dentro de la red, y no desean perder la reputación acumulada en relaciones construidas a lo largo del tiempo. El incentivo de la reputación para cooperar reduce el riesgo de traición, y, por tanto, aumenta la probabilidad de confiar. La confianza es más probable en relaciones fuertes que en débiles, especialmente si las relaciones fuertes están insertadas en redes cerradas. En redes cerradas la gente trabaja más duro, más tiempo y más eficientemente que en redes abiertas. Los equipos unidos terminan los trabajos más rápidamente, con más calidad y menos coste que la mera suma de individuos.

Numerosas investigaciones empíricas ponen de manifiesto la existencia de capital social que emana del “closure” medido en forma de seguridad, identidad o felicidad. Coleman (1988; y 1990:590-597), por ejemplo, señala que los jóvenes que viven en redes cerradas de adultos tienen menos posibilidad de abandonar los estudios. Sus investigaciones indican, en primer lugar, que los jóvenes que viven en familias con dos padres y pocos hermanos tienen menos posibilidades de dejar el instituto que los que viven en familias monoparentales o con muchos niños. Padres que viven juntos son más efectivos en colaborar en la supervisión del estudiante que padres que viven

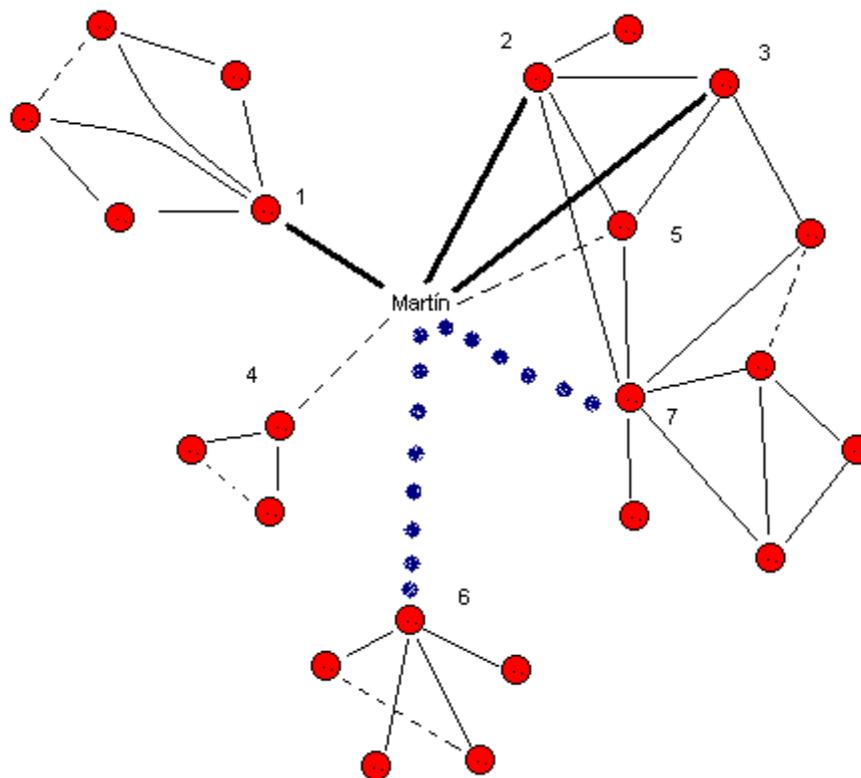
separados. Segundo, jóvenes que han vivido en el mismo barrio toda la vida son menos propensos a dejar el colegio que chicos que han cambiado de vecindario. Padres, profesores y vecinos residentes en el mismo barrio de siempre probablemente se conozcan y puedan colaborar juntos en la supervisión de los jóvenes. Por último, los estudiantes de colegios privados son aun menos proclives a dejar el colegio porque este entorno favorece la comunicación y la colaboración entre padres y profesores para promover el adecuado desarrollo y el control de los jóvenes.

Otro importante estudio sobre el “closure” en redes sociales fue efectuado por Putnam (1993). En su investigación se analiza el éxito político de los gobiernos locales en ciertas regiones de Italia. Su hipótesis fue que redes sociales densas generan cultura cívica, y que la cultura cívica lleva al éxito político. Regiones con redes sociales densamente entrelazadas en forma de ONGs, asociaciones de vecinos, cooperativas, clubes deportivos, partidos políticos y otras asociaciones tienen más cultura cívica y más capital social: “redes de compromiso cívico son una forma esencial de capital social: cuanto más densas sean las redes en una comunidad más probable es que sus ciudadanos puedan cooperar para mutuo beneficio” (Putnam 1993:173). Además, este capital social es fundamental para el éxito político: “generar capital social no es una tarea fácil, pero es la clave para el funcionamiento de la democracia” (Putnam 1993:115). El mecanismo de la reputación es la razón por la cual las redes densas incrementan la confianza entre las personas, promocionan las normas de reciprocidad, mejora el flujo de información sobre la honradez de los individuos, y encarnan éxitos cooperativos pasados que pueden servir como plantilla para futuras colaboraciones (Putnam 1993:173-174).

En la terminología del análisis de redes sociales, *alter* se refiere al nodo que inicia un nuevo vínculo y que confía en el *ego*, que es el nodo al que se le pide confiar en una nueva relación; “terceras partes” (*third parties*) son los individuos que rodean a la relación establecida entre el *ego* y el *alter*, es decir, los amigos, colegas y conocidos comunes a ambos. El *ego* y el *alter* están unidos directamente a través de un vínculo, pero también pueden estar conectados indirectamente mediante “terceras partes”: cuanto más fuertes y densas sean los vínculos con “terceras partes”, más cerrada es la red alrededor de ellos. Además, cuanto más cerrada sea la red, mayor será la experiencia indirecta que tienen uno del otro. Así pues, el *ego* oye historias repetidas por diferentes

observadores sobre el comportamiento del *alter*, y cuanto más consistentes y positivas sean las historias, más confianza tendrá el *ego* sobre *alter*. Por tanto, la información redundante es crucial para la confianza en las redes cerradas.

Figura 4.9
Red Social



Fuente: elaboración propia

En el grafo de la figura 4.9, las líneas continuas representan relaciones fuertes, las discontinuas simbolizan relaciones débiles y las líneas de puntos relaciones negativas. Consideremos un actor social tal como Martín (*ego*) (ejemplo adaptado de Burt 2005:169-180). Dicho individuo tienen tres relaciones fuertes (con los nodos 1, 2 y 3), dos relaciones débiles (con los nodos 4 y 5), y dos relaciones negativas (con los nodos 6 y 7). Por todo lo dicho hasta ahora, Martín confiará más en sus vínculos fuertes que en los débiles, y confiará bastante menos en sus vínculos negativos:

$(1, 2, 3) > (4, 5) > (6, 7)$

Pero entre sus vínculos fuertes confiará probablemente más en 2 y 3 que en 1 porque con 2 ó 3 tiene “terceras partes” (amigos comunes), y con el nodo 1 no hay

ninguna amistad común. Entre los contactos débiles, Martín confiará probablemente más en 5 que en 4 porque con 5 tiene amigos comunes (los nodos 2 y 3), y con 4 no. Respecto a las relaciones negativas, Martín confiará seguramente más en 7 que en 6 porque su vínculo con 7 está inserto en “terceras partes”, y con 6 no. Así pues el orden de confianza para el *alter* podría ser:

$$(2, 3 > 1) > (5 > 4) > (7 > 6).$$

La información redundante en las redes con “closure” facilita las sanciones, y, por tanto, reduce el riesgo de traición entre miembros del grupo, aumentando entonces el nivel de confianza en el grupo; por el contrario, la información no redundante en las redes con “brokerage” genera nuevas ideas y comportamientos. Para el “closure”, la información valiosa es aquella que es redundante ya que la información repetida y consistente genera más confianza; para el “brokerage”, sin embargo, la información valiosa es la no redundante puesto que la información diversa y no repetida puede dar lugar a mejores ideas. Dicho con otras palabras, mientras que el valor del “closure” viene de la consistencia de la información dentro del grupo, los beneficios del “brokerage” proceden de la variación de creencias y prácticas entre los grupos (Burt 2005:107). Los puentes estructurales son valiosos porque crean variación en la información y pueden generar nuevas ideas, mientras que los clusters son importantes porque eliminan la variación en las creencias y protegen a los individuos frente al riesgo de traición dentro del grupo. Así pues, hay una relación inversa entre “brokerage” y “closure” respecto a la información que fluye por las redes (el contenido de las redes sociales) (Burt 2005:163). Como se puede observar en el ejemplo anterior de Juan y Carlos (figura 4.3, página 118): Juan tiene más capital social derivado del “brokerage” que Carlos, pero Carlos posee más capital social como “closure” que Juan.

Además, también se puede observar otra divergencia entre “brokerage” y “closure” respecto al papel que desempeñan “terceras partes” (amigos comunes) en la creación de capital social. En redes con “closure”, “terceras partes” pueden detectar y sancionar los malos comportamientos y, por tanto, pueden facilitar la confianza. Sin embargo, en redes con “brokerage”, los puentes estructurales coordinan diferentes grupos con recursos, conocimientos y prácticas diferentes, y dichos puentes estructurales son definidos por la ausencia de “terceras partes” (Burt 2005:163).

Por último, además, “brokerage” y “closure” también difieren desde la perspectiva de la persona afectada. El “brokerage” fuerza a los individuos a ver alternativas y a exponerse a diversas opiniones y prácticas entre distintos grupos. El “closure”, en cambio, fuerza a los individuos a comportarse y creer de la manera prevista. En las organizaciones contemporáneas el control de las cadenas de mando vertical y tradicional se ha sustituido por el “closure” que fuerza a los individuos a colaborar para mantener y aumentar la reputación dentro del grupo.

En conclusión, a lo largo de este epígrafe se ha mostrado cómo diferentes estructuras de redes (“brokerage” y “closure”) pueden crear distintos tipos de capital social (información y reciprocidad basada en la confianza). En esta tesis doctoral se pretende investigar cómo las estructuras de las redes sociales pueden influir en la génesis de capital social, y qué tipos de estructuras pueden generar más capital social. Además, se ha observado también cómo las posiciones estructurales de los individuos pueden dotar a dichos individuos de algunas ventajas en la realización de sus propias acciones: los actores mejor *conectados* tendrán mayores beneficios. La estructura de las redes aporta otro punto de vista para explicar y comprender las desigualdades sociales.

Tabla 4.3

Glosario de términos para el capital social derivado del “closure”

Términos en Inglés	Términos en Español	Definiciones
<i>Ego</i>	Uno mismo	El nodo al que se le pide confiar
<i>Alter</i>	El otro	El nodo que empieza confiando
<i>Cluster</i>	Grupo cerrado	Segmento de red social donde los nodos están densamente conectados entre sí
<i>Bond</i>	Enlace	Vínculo entre el <i>alter</i> y el <i>ego</i> en el interior de un cluster
<i>Third parties</i>	Amigos comunes	Nodos que rodean al <i>bond</i>
<i>Closure</i>	Cierre	Aspecto estructural que genera capital social a través del cluster

Fuente: elaboración propia

4.4 Definición operativa de capital social

Que el capital social se derive de las redes sociales no implica que las redes sociales sean capital social. Las redes sociales son fuentes potenciales de capital social, pero no son en sí mismas capital social. Sin redes sociales no es posible el capital social, pero el capital social está más allá de las redes sociales. Confundir las fuentes del capital social con el capital social no sólo no permite un análisis en profundidad de dicho término, sino que impide responder de manera razonable a la cuestión sobre cómo invertir en capital social. Este es un detalle importante puesto que numerosos autores - incluido el propio Putnam- llegan a identificar redes sociales con capital social: “el capital social hace referencia a las características de las organizaciones sociales tales como confianza, normas y redes” (Putnam 1993:167).

En este trabajo se consideran dos formas de capital social: el flujo de información que recorre la red a través de los puentes estructurales, y las obligaciones de reciprocidad que pueden surgir de las relaciones de confianza derivadas, a su vez, de los clusters. Este apartado tiene un doble objetivo: por un lado, proponer un mecanismo que relacione no solo la estructura de la red (“closure”) sino también la acción individual con las obligaciones de reciprocidad, la confianza, y el coeficiente de clustering; y, por otro lado, presentar un segundo mecanismo que relacione tanto la estructura de red (“brokerage”) como la acción de los actores con el flujo de información, y la longitud media de paso de la red.

a) Obligaciones de reciprocidad

Muchos teóricos del capital social (Burt 2005; y Putnam 1993) asumen, sin más, que la confianza –en sus diversas definiciones- es capital social. Sin embargo, el hecho que la confianza entre individuos se derive de su participación en redes sociales no significa necesariamente que la confianza sea capital social. La confianza no es capital social, pero puede generar recursos de capital social si logra crear obligaciones de reciprocidad, es decir, obtener favores a cambio de favores (Herreros 2002:10). Dicho lo anterior, cabe preguntarse cómo y a través de qué mecanismos las redes sociales pueden generar obligaciones de reciprocidad, y, por tanto, capital social. Responder esta cuestión nos lleva, en primer lugar, a analizar con más profundidad cómo la estructura de las redes sociales y la acción individual pueden producir confianza; y, en segundo lugar, a investigar cómo la confianza puede generar obligaciones de reciprocidad.

Se tratará ahora de responder a la primera cuestión: cómo las redes sociales y la acción individual son capaces de generar confianza. Para ello, supongamos que un individuo (*ego*) se enfrenta a la decisión de confiar o no en otro individuo (*alter*) sin tener la seguridad de que esa persona sea digna de confianza. Dicha decisión es una decisión bajo riesgo porque no conocemos las probabilidades objetivas de lo digno de confianza que es dicha persona. No obstante, aunque desconozcamos las probabilidades objetivas, podemos tener expectativas subjetivas acerca de la confianza que nos inspira dicha persona.

Consideremos que el individuo *a* se enfrenta a la decisión de confiar o no en el individuo *b* (Alesina y La Ferrara 2002). Supongamos que *p* es la probabilidad subjetiva para el individuo *a* de que el individuo *b* sea digno de confianza, y $1 - p$ la probabilidad subjetiva de que no sea digno de confianza. Supongamos que *G* es la ganancia potencial para el individuo *a* en el caso de que el individuo *b* decida honrar la confianza depositada en él, y *C* el coste potencial para el individuo *a* en el caso de que el individuo *b* traicione dicha confianza. Suponiendo que el individuo *a* sea neutral ante el riesgo, es decir, que no tenga ni atracción ni fobia por el riesgo, dicho individuo *a* decidirá confiar en el individuo *b* si

$$pG - (1 - p)C > 0,$$

es decir,

$$pG > (1 - p)C,$$

y, por tanto,

$$p / (1 - p) > C / G$$

Así pues, el individuo *a*, indiferente ante el riesgo, decidirá confiar en el individuo *b* cuando se cumpla la anterior desigualdad (Coleman 1990:99).

Definida de esta manera, la decisión de confiar es una decisión racional. Naturalmente no todos los autores están de acuerdo con una definición de confianza como ésta. No obstante, que la decisión de confiar sea racional no quiere decir necesariamente que el individuo se comporte de acuerdo con el paradigma estricto de la racionalidad. Los individuos poseen limitaciones en su racionalidad porque las creencias en las que basan sus decisiones pueden que no sean racionales. Además, los individuos tienen una reducida capacidad computacional, y no siempre son capaces de discernir la información relevante para tomar sus decisiones en contextos de

complejidad. Así pues, aunque el individuo disponga de información sesgada, su capacidad computacional no sea la adecuada, y sus creencias no estén bien fundadas, su decisión de confiar puede ser una decisión racional porque se tome a partir de las expectativas (p), los beneficios (G) y los costes potenciales (C).

Si observamos la inecuación de Coleman acerca de la decisión de confiar o no en otra persona, podemos percatarnos de que dicha decisión depende de tres parámetros: las expectativas subjetivas acerca de lo digno de confianza que sea dicha persona (p), de los beneficios (G) y de los costes potenciales (C) para la persona que se enfrenta con la decisión de confiar. Por consiguiente, aunque la probabilidad subjetiva de lo digno de confianza sea muy baja, esto es, aunque confiemos poco en la otra persona, es posible a pesar de todo arriesgarnos a confiar en él si las ganancias en el caso de que sea digno de confianza son muy altas en relación a las pérdidas en el caso de que nos traicione.

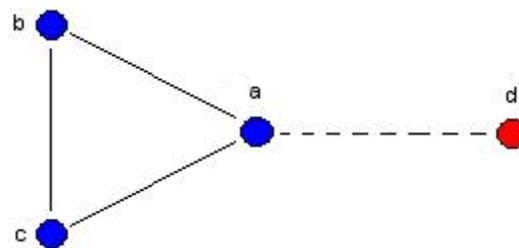
La acción de un individuo (confiar o no) depende, por tanto, de p , G y C (enraizadas en las creencias, deseos y oportunidades de dicho individuo), y, a su vez, estos parámetros dependen de la estructura de la red donde se desarrolla la posible relación de confianza -según la teoría DBO presentada en el capítulo II (epígrafe 2.3, página 34)-. Por tanto, la decisión de confiar o no en otra persona depende de la estructura de la red en la que tiene lugar la supuesta relación de confianza. Se analizará a continuación cómo influye la estructura de una red en los parámetros p , G y C .

La estructura de una red puede influir en el cociente C/G , y, por tanto, afectar a la decisión de confiar. Para ilustrar esta influencia podemos considerar la relación entre a (*alter*) y d (*ego*) en la red de la figura 4.10 (página 133). Se puede observar que a tiene dos vínculos fuertes con b y c (los amigos), y un vínculo débil con d (un conocido). Además, a , b y c forman un cluster (todos son amigos entre sí), y no hay “terceras partes” porque a y d no tienen amigos comunes. Supongamos también que a y d son igualmente dignos de confianza, es decir, la probabilidad para a de que d sea digno de confianza, $P_a(d)$, es igual que la probabilidad para d de que a sea digno de confianza, $P_d(a)$. Sin embargo, las pérdidas que sufrirá a al ser engañado por d si deposita en él su confianza serán percibidas por a como potencialmente menores porque podrá basarse en b y c para compensarlas. En cambio, las pérdidas de d al ser engañado por a si deposita en él su confianza serán percibidas por d como potencialmente

mayores porque no posee ningún amigo extra. Esto es así porque la estructura de red que percibe a es distinta de la que experimenta d . Así pues, como en la decisión de a de confiar en d el cociente C/G es menor, a tenderá a confiar más en d que d en a porque en la decisión de d de confiar en a el cociente C/G es mayor. Aquel que tiene más recursos experimentará unas pérdidas potenciales comparativamente menores que aquel que tiene menos recursos, y, por tanto, tenderá a confiar más (Herreros 2002:75). Por tanto, la posición que ocupen los individuos dentro de la estructura de una red es determinante a la hora de confiar. Independientemente de la fortaleza de este argumento, lo importante es señalar de nuevo que la estructura de una red puede influir en la decisión de confiar.

Figura 4.10

Relación de confianza



Fuente: elaboración propia

Pero la estructura de una red también puede influir sobre p y, por tanto, afectar a la decisión de confiar. Para ilustrar este hecho, consideremos otra vez la figura 4.10. La información para a acerca del resto de los individuos que pertenecen a su red social puede ayudarle a formar sus expectativas subjetivas sobre lo digno de confianza que son dichos individuos. Se puede observar que a tiene más información sobre b que sobre d porque con b tiene un amigo común c , y con d no tiene a nadie en común. Así pues, la decisión de a de confiar o no en b está mejor fundada que la decisión de a de confiar o no en d , puesto que a dispone de más información sobre b que sobre d . Además, si en una red social alguien engaña a otra persona es de esperar que el engañado dé a conocer el comportamiento oportunista a otros miembros de la red, lo que probablemente destruirá la reputación del engañador. Por tanto, a tenderá a engañar menos a b que a d porque a se juega su reputación como individuo digno de confianza no sólo frente a b , sino también frente a c , mientras que frente a d , a sólo se juega su reputación con d . Por consiguiente, a tenderá a confiar más en b que en d porque b tiene que mantener una

reputación frente a c que d no tiene que mantener. De este modo, podemos concluir que la posición que ocupen los individuos dentro de la estructura de red es crucial a la hora de confiar.

El coeficiente de clustering de una red es un parámetro estructural que mide el grado de extensión en el que los amigos de cada uno de los individuos de una red son entre sí mutuamente amigos (ver epígrafe 3.3c, página 66). A medida que aumenta el coeficiente de clustering de una red, aumenta el número de vínculos entre los amigos de los individuos. Los individuos que pertenecen a redes con coeficientes de clustering altos (redes cerradas) tenderán a confiar más en otras personas de la red que los que pertenecen a redes con coeficientes de clustering bajos (redes abiertas) debido fundamentalmente a dos razones: primera, la probabilidad de ser digno de confianza (p) en las redes cerradas es más alta que en las redes abiertas porque en las redes cerradas la presión para mantener la reputación de ser digno de confianza es mayor que en las redes abiertas; y segunda, el cociente C / G en las redes cerradas es menor que en las redes abiertas porque en las redes cerradas los individuos poseen más recursos frente a las traiciones que en las redes abiertas.

Si la estructura de una red -caracterizada por diversos parámetros, entre los que se puede considerar el coeficiente de clustering- influye en la decisión de confiar, y la decisión de confiar -como se verá adelante- puede generar obligaciones de reciprocidad (uno de los aspectos del capital social), entonces se puede concluir nuevamente que la estructura de una red influye en la creación de capital social. Ahora bien, habiendo mostrado cómo la estructura afecta a la confianza, queda por mostrar cómo la confianza puede crear obligaciones de reciprocidad -obtener favores a cambio de favores-.

La decisión de confiar de una persona a en otra persona b y pedirle un favor genera capital social cuando se crea la obligación en la persona a de devolver dicho favor a la persona b si ésta se lo pide, y cuando se genera la obligación en la persona b de honrar esa confianza que a le ha depositado de no traicionarlo. Que a devuelva el favor a b puede ser una acción racional porque mantener la reputación de ser digno de confianza es fundamental para que en el futuro puedan hacerle más favores. Que b honre la confianza depositada y no traicione también puede ser una acción racional porque preserva de igual manera la reputación. Por tanto, la decisión de confiar genera

capital social si está mediada por la reputación (Herreros 2002:13) y, en este sentido, los individuos que pertenecen a redes cerradas son más confiados que los que pertenecen a redes abiertas porque las redes cerradas permiten obtener información más fácilmente acerca de la reputación de los individuos que las abiertas como ya se argumentó anteriormente (Burt 2005:93-166; y Lin 2001:66).

Pero en una relación de confianza donde no intervenga la reputación –bien porque no vaya a repetirse dicha relación en el futuro o por cualquier otra razón– también es posible que surja la obligación de honrar dicha confianza, y, por tanto, la generación de capital social. Esto sucede cuando defraudar la confianza que alguien ha depositado en uno afecta a la imagen que uno tiene de sí mismo. El argumento sería el siguiente: si *a* confía en *b*, *a* le envía la señal a *b* de que es digno de confianza. En el caso de que *b* no responda a la confianza que *a* ha depositado en él, y aunque la reputación de *b* no sufra porque nunca se vaya a descubrir que traicionó, *b* puede sentir que la imagen que tiene de sí mismo se ha deteriorado. En este caso la decisión de confiar genera capital social porque la autoestima es uno de los bienes más preciados que poseen los seres humanos y, por tanto, no desean que su imagen se deteriore (Herreros 2002:15).

b) Información

El flujo de información de las redes sociales es otra forma de capital social (Burt 2005; y Coleman 1990:310). Las redes sociales que en principio se mantienen con otros fines, poseen como subproducto la obtención de información. La participación en una asociación puede suministrar información sobre temas alejados de los objetivos concretos de la asociación: al formar parte de una asociación de astronomía, por ejemplo, se puede obtener sin duda información sobre planetas y estrellas, y disfrutar con los compañeros de la observación del cielo nocturno; pero también el compañero de al lado –que es economista– puede proporcionar información interesante sobre las ofertas de trabajo del banco en el que trabaja. Esta información es capital social, un recurso que se obtiene como subproducto de la participación en una asociación. El intercambio de información que se consigue, por poner otro ejemplo más de este tipo de capital social, hablando con los compañeros del equipo de fútbol sobre el desempeño adecuado o no del cargo de un concejal del ayuntamiento puede tener un efecto beneficioso y dinamizador sobre la democracia (Putnam 1993).

La estructura de red también influye en el flujo de información que recorre la red, como se ha mostrado en páginas anteriores. En las redes cercanas, aquellas donde los individuos están conectados al resto de los nodos por pocos pasos, la información se transmite más rápidamente que en las redes lejanas, donde los actores están enlazados al resto por muchos pasos.

Figura 4.11a

Red cercana

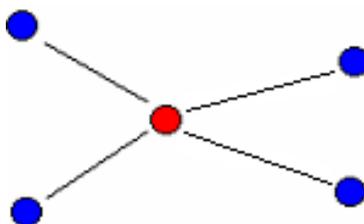
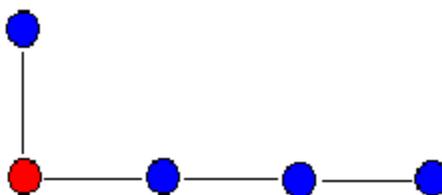


Figura 4.11b

Red lejana



Fuente: elaboración propia

En las figuras 4.11a y 4.11b se ilustran respectivamente una red cercana y otra lejana. Los individuos de la red cercana están conectados como máximo por dos pasos; en cambio, los individuos de la red lejana están enlazados por un máximo de cuatro pasos. En las redes cercanas la obtención de la información es más fácil que en las redes lejanas porque la información tarda menos en difundirse por la red, es decir, las redes de pocos pasos disponen más rápidamente de capital social que las redes de muchos pasos. Además, la calidad de la información que circula por las redes cercanas es probablemente mayor que la que circula por las redes lejanas porque, en el proceso de transmisión, la información va perdiendo calidad conforme aumenta el número de pasos (principio entrópico).

Además, la posición que ocupe un individuo en la red es clave no sólo para la rapidez con que se consigue la información, sino también para la calidad de información que se obtiene. El individuo rojo de la red cercana obtiene más fácilmente información y de mejor calidad de su periferia que el individuo rojo de la red lejana.

La longitud media de paso de una red es un parámetro estructural que mide el grado de cercanía entre los individuos de una red (ver epígrafe 3.3b, página 65). A medida que disminuye la longitud media de paso, más cercanos se encuentran los individuos entre sí, y, por tanto, más rápidamente fluye la información, y se consigue con más calidad. Por consiguiente, los individuos que pertenecen a redes cercanas (longitud media de paso baja) obtendrán más fácilmente información y de más calidad que los individuos que pertenecen a redes lejanas (longitud media de paso alta). Por tanto, la estructura de una red -caracterizada en este caso por la longitud media de paso- influye en la rapidez con que se difunde el flujo de información y en la calidad con que se obtiene, es decir, en la génesis de capital social.

Podemos terminar este apartado resumiendo brevemente los argumentos expuestos hasta este momento. El capital social está formado por obligaciones de reciprocidad e información. Por una parte, las redes sociales (“closure”) pueden generar confianza, y dicha confianza produce obligaciones de reciprocidad a través de dos mecanismos: el mantenimiento de la reputación y la preservación de la autoestima. Por otro lado, las redes sociales (“brokerage”) pueden permitir el flujo de información. Ambas formas de capital social son recursos accesibles para todos aquellos que participan en la red social.

También se ha mostrado cómo la estructura de una red social es determinante en la creación de capital social. Por una parte, el coeficiente de clustering afecta a la confianza que genera obligaciones de reciprocidad y, por otro lado, la longitud media de pasos afecta al flujo y a la calidad de información. Por tanto, ambos parámetros estructurales influyen en la génesis de capital social: a medida que aumente el coeficiente de clustering o que disminuya la longitud media de pasos de una red, probablemente se incremente el capital social.

4.5 Tipos de redes sociales y capital social

A lo largo de este capítulo se ha mostrado la importancia que tiene la estructura de las redes sociales para explicar su dinámica, analizando cómo dos aspectos del capital social, a saber, la información que fluye por las redes y las obligaciones de reciprocidad pueden generarse a partir de la estructura de las redes sociales. En el presente apartado se intenta vincular diferentes tipos de redes sociales que articulan la sociedad con distintas clases de capital social que se pueden generar. Podemos clasificar las redes sociales de muchas formas diferentes; la clasificación aquí presentada (Putnam y Goss 2003), bajo mi punto de vista, es la que arroja más luz sobre el objetivo de este trabajo de investigación.

a) Redes sociales formales vs. Redes sociales informales

Algunas redes sociales, por ejemplo las asociaciones de vecinos o los sindicatos, están organizadas formalmente mediante reuniones periódicas, cuotas, normas de afiliación, dirigentes reconocidos, etc. Otras redes sociales, por el contrario, como los partidos de fútbol espontáneos o las personas que se reúnen en el mismo bar, entre otros muchos ejemplos, tienen un alto grado de informalidad. Pero ambos tipos de redes pueden generar relaciones de confianza y pueden facilitar el acceso a la información, y, por tanto, producir ventajas públicas y beneficios privados a la vez. Así pues, tanto las redes sociales formales como las informales pueden desarrollar capital social. Que las redes sociales formales sean más “visibles” que las informales no quiere decir que las primeras sean más importantes en la generación de capital social que las segundas. Las redes sociales informales pueden ser incluso más útiles que las formales para conseguir ciertos objetivos, pero pueden ser también menos eficaces para alcanzar otros fines importantes.

Las investigaciones sobre la evolución de las redes sociales dependen inevitablemente de las pruebas materiales que se han conservado del pasado, por lo que dichas investigaciones se han visto obligadas a estudiar las redes sociales formales (redes registradas oficialmente). No obstante, numerosos investigadores se dedican actualmente a idear nuevas maneras de identificar y analizar las redes sociales informales (Putnam y Goss 2003:17).

b) Redes sociales densas vs. Redes sociales tenues

Algunas redes sociales están densamente entrelazadas, como las redes familiares o el grupo de compañeros de universidad que juegan al tenis todos los martes y salen de copas los sábados. Otras redes sociales, sin embargo, están sostenidas por lazos tenues, como las personas que se encuentran de vez en cuando en el autobús o coinciden casualmente en la consulta del médico.

Fue el sociólogo Mark Granovetter (1973) el primero en distinguir entre vínculos fuertes y vínculos débiles, como se ha comentado anteriormente. La distinción se establece en función de la frecuencia y de la intensidad de los contactos. Los vínculos fuertes son aquellos que se forjan entre individuos que pasan mucho tiempo juntos y que se sienten estrechamente unidos, como los amigos o los familiares, y son típicos de las redes sociales densas. Los vínculos débiles, por el contrario, se forman entre individuos que apenas se conocen y que no comparten amigos comunes, como sucede, por ejemplo, en los encuentros casuales en el ascensor, propios de las redes sociales tenues.

Puede parecer que los vínculos fuertes son más importantes que los débiles en la génesis de capital social, pero no existe razón alguna para que ello sea así. Como señaló Granovetter, los vínculos débiles pueden ser más importantes que los fuertes cuando se trata de buscar trabajo, o de integrar y aunar una sociedad. La probabilidad de encontrar un empleo es mayor si viene de un conocido (vínculo débil) que de un amigo (vínculo fuerte), pues es muy probable que nuestro amigo conozca a las mismas personas que conocemos nosotros, mientras que un conocido nos puede aportar nuevas oportunidades. Además, los vínculos débiles pueden ser mejores para unir e integrar la sociedad que los vínculos fuertes porque son capaces de crear más obligaciones de reciprocidad generalizada. Sin embargo, los vínculos fuertes son mejores para otros objetivos, como los de la identidad o la seguridad. En conclusión, tanto los vínculos fuertes como los débiles son valiosos, pero para diferentes objetivos.

c) Redes sociales “hacia dentro” vs. Redes sociales “hacia fuera”

Algunas redes sociales tienden a fomentar los intereses económicos, políticos y sociales de sus miembros, y se suelen organizar por categorías de clase, género, edad,

etnia o algunos otros factores, como las organizaciones empresariales, las cámaras de comercio o los sindicatos. Otras redes sociales, por el contrario, se preocupan por el bien público, como la Cruz Roja, las ONGs o los movimientos ecologistas.

Puede parecer que las redes sociales “vueltas hacia fuera” o altruistas, son mejores social o moralmente que las “vueltas hacia dentro” o egoístas, porque las primeras parecen producir solamente ventajas públicas y, en cambio, las segundas aparentemente sólo generan beneficios privados; pero esto no es así (Putnam y Goss 2003:19). Las redes sociales altruistas no sólo pueden producir ventajas públicas, sino también beneficios privados, aunque no sea un objetivo explícito. Por ejemplo, los compañeros de una ONG opuesta a la pena de muerte pueden intercambiar información relevante para sus vidas privadas, más allá de los objetivos de la organización. De igual manera, las redes sociales egoístas generan a la vez beneficios privados y ventajas públicas, aunque no sea un fin declarado. Por ejemplo, un partido político puede perseguir sus propios intereses y, a la vez, puede ayudar a vertebrar la sociedad e integrar a la población.

d) Redes sociales vinculantes vs. Redes sociales que tienden puentes

Las redes sociales vinculantes unen a personas con alguna característica común (etnia, género, edad o clase social, por ejemplo); por el contrario, las redes sociales que tienden puentes conectan a individuos distintos. Sin embargo, un examen más cuidadoso revela que la mayoría de las redes sociales son vinculantes y, a la vez, tienden puentes (Putnam y Goss 2003:20). Por ejemplo, hay redes sociales que unen personas de distinta clase socioeconómica, pero de un mismo país de procedencia, como la Casa de España en Londres; otras redes sociales pueden incluir personas de diferentes etnias pero del mismo sexo, como los clubes deportivos de fútbol.

Las redes sociales que tienden puentes tienen más probabilidades de producir beneficios públicos que las vinculantes porque los distintos puntos de vista entre sus miembros limitan las posibles externalidades negativas; por ejemplo, la violencia entre musulmanes e hindúes se ha reducido notablemente en aquellas comunidades de la India donde existen redes sociales que tienden puentes entre ambas religiones, es decir, donde existen asociaciones cívicas a las que pertenezcan tanto hindúes como musulmanes (Varshney 2001). En cambio, las redes vinculantes en tanto homogéneas carecen de los

límites impuestos por diferentes opiniones entre sus individuos y, por tanto, poseen un mayor riesgo de generar acciones negativas y coaligarse con más facilidad para fines perversos, como de hecho puede suceder en los grupos cerrados fundamentalistas.

Capítulo V. Definición de simulación informática

La simulación basada en agentes es un nuevo método de investigación para las ciencias sociales que, en apenas dos décadas, está llegando a ser bastante habitual porque permite explicar cómo emergen las estructuras sociales a partir de las acciones individuales, integrando el nivel macro y micro (ver epígrafe 2.4.3, página 53). Además posibilita valorar, desarrollar y formalizar teorías sociales así como realizar experimentos virtuales –difíciles de llevar a cabo en la realidad empírica- donde la heterogeneidad de los agentes así como sus interacciones pueden ser directamente representadas.

Este capítulo está dedicado, en primer lugar, a definir y a mostrar diferentes tipos de simulaciones que pueden ser utilizadas por las ciencias sociales, siendo el objetivo de la investigación lo que dicte qué tipo de simulación debe ser utilizada. En segundo lugar, se definirá la simulación basada en agentes y se presentarán sus distintas clases, comentándose además qué lenguajes de programación y qué entornos de programación son los más adecuados para construir dichas simulaciones. En tercer lugar, para ilustrar estas definiciones, se describirá una simulación clásica basada en agentes: el modelo de segregación urbana diseñado por Schelling (1971; y 1978), que pretende explicar cómo es posible que aparezcan guetos en ciudades cuyos habitantes son tolerantes desde el punto de vista étnico. En cuarto lugar, se expondrá una breve guía metodológica de cómo realizar una simulación basada en agentes. Por último, se mostrará cómo la simulación basada en agentes puede tratar la complejidad, la emergencia y la no-linealidad típica de muchos fenómenos sociales.

5.1 Definición de simulación

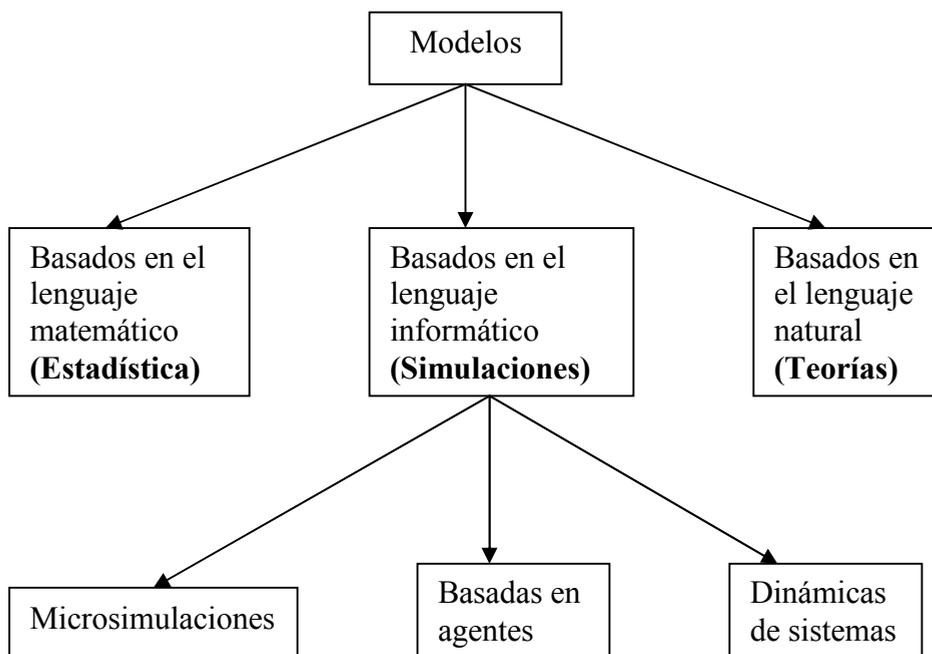
La simulación es una manera particular de modelizar, esto es, de construir modelos. La ciencia, incluidas las ciencias sociales, desarrolla constantemente modelos que pretenden describir, explicar, comprender y/o predecir alguna parte concreta de la realidad. Los modelos son representaciones simplificadas –menos complejas- de objetos específicos de estudio. Se puede considerar una amplia variedad de modelos: un grafo basado en nodos y vínculos es un modelo de una red social constituida por agentes y relaciones sociales; una ecuación de regresión puede ser un modelo de la relación entre una variable dependiente y una o más variables independientes; un programa de ordenador podría ser un modelo de cómo funciona el mercado; e incluso una teoría

sociológica podría ser considerada como un modelo de algún fenómeno social: por ejemplo, la teoría marxista sobre clases sociales sería, en este sentido, un modelo que intenta explicar la estratificación social.

Las ciencias sociales utilizan diferentes tipos de modelos, a saber, aquellos basados en el lenguaje natural, como es el caso de ciertas teorías sociales; los escritos en forma de ecuaciones –modelos estadísticos–; y, por último, programas informáticos establecidos en lenguaje binario –las simulaciones sociales– (figura 5.1). Es importante subrayar que la simulación consiste en la construcción de modelos mediante ordenador; es decir, es el desarrollo de modelos informáticos que pretenden representar algún aspecto del mundo para poder entenderlo; en particular, la simulación social consiste en crear modelos a través del ordenador con el objetivo de entender alguna parte concreta de la realidad social.

Figura 5.1

Tipos de modelos y clases de simulaciones



Fuente: elaboración propia

A diferencia de aquellas teorías sociológicas que están basadas en el lenguaje natural, las simulaciones sociales -basadas en el lenguaje informático- tienen que ser especificadas de forma completa y exacta para garantizar el adecuado funcionamiento de dichos programas informáticos. Este hecho puede ser utilizado para desarrollar y

formalizar teorías sociológicas: una teoría, que convencionalmente se formula en lenguaje textual, se puede expresar en un procedimiento que pueda ser programable en un ordenador. Este proceso de formalización del lenguaje natural al informático es altamente complejo porque debe reflejar con precisión lo que la teoría quiere decir así como garantizar meticulosamente que dicha teoría es coherente y completa. Por consiguiente, en este sentido, se podría argumentar que la simulación informática respecto a las ciencias sociales podría tener un papel muy parecido al que han tenido las matemáticas para las ciencias físicas (Gilbert y Troitzsch 2005): así como el uso de las matemáticas posibilitaron el giro copernicano en astronomía, algunos autores (Epstein 2006) conciben la simulación basada en agentes como un punto de inflexión en las ciencias sociales.

Aunque íntimamente relacionados, se podría distinguir entre lenguaje matemático e informático para tratar algunas de las cuestiones planteadas en este capítulo. A pesar de que el lenguaje matemático es tan preciso como el lenguaje informático, se ha empleado muy esporádicamente como instrumento de formalización en sociología y nunca se ha convertido en un medio ampliamente generalizado; por el contrario, en algunas partes de la economía, se ha utilizado con bastante éxito. Dos argumentos importantes por los cuales la simulación es más apropiada que las matemáticas para formalizar teorías sociológicas son los siguientes: en primer lugar, la simulación es un método relativamente sencillo que permite tratar con agentes heterogéneos que poseen diferentes creencias, deseos y oportunidades, lo cual resultaría más difícil o imposible empleando las matemáticas tradicionales (Taber y Timpone 1996); en segundo lugar, los programas informáticos tratan manera más simple que los sistemas matemáticos los procesos paralelos que tienen lugar en muchos fenómenos sociales (Gilbert y Troitzsch 2005:5).

La simulación no sólo se puede utilizar para formalizar y desarrollar teorías sociológicas, sino también para explicar procesos sociales (véase epígrafe 2.4.3, página 53). La simulación puede ser enormemente útil para descubrir los mecanismos a través de los cuales las acciones de los individuos y sus interrelaciones generan el proceso social que quiere ser explicado. Otro uso clásico de la simulación es la predicción: si se consigue desarrollar un modelo que reproduzca con bastante exactitud la dinámica de algún fenómeno social (por ejemplo fenómenos demográficos), entonces se podrá

predecir el estado de dicho fenómeno en un momento posterior en el tiempo. Sin embargo, los científicos sociales se muestran por lo general bastante escépticos acerca de la posibilidad de realizar predicciones sociales debido tanto a la dificultad inherente de realizar operativamente dicha predicción como a la posibilidad de que el pronóstico mismo afecte al propio resultado (Gilbert y Troitzsch 2005).

Las simulaciones por ordenador tuvieron un comienzo difícil en ciencias sociales. Una de las primeras simulaciones informáticas, la cual fue realizada por el Club de Roma sobre el futuro de la economía mundial, predijo una catástrofe medioambiental global (Meadows 1973). A pesar del gran impacto que tuvo dicha simulación, dio una impresión pobre cuando se comprobó que los resultados del modelo dependían claramente de los presupuestos cuantitativos hechos sobre los parámetros de dicho modelo. No obstante, a pesar de la innecesaria fama de sus comienzos, la simulación -en concreto la simulación basada en agentes- está llegando rápidamente a ser un método bastante popular entre los científicos sociales. El número de artículos que han utilizado modelos basados en agentes ha crecido rápidamente en las dos últimas décadas, apareciendo en las principales revistas sociológicas (Gilbert y Abbot 2005)

Se pueden distinguir diferentes enfoques de la simulación en las ciencias sociales: microsimulaciones, dinámicas de sistemas y simulaciones basadas en agentes. Antes de empezar una investigación es importante considerar diferentes alternativas dentro de la simulación social ya que la simulación basada en agentes, por ejemplo, no es siempre la opción más adecuada para construir un modelo.

La microsimulación empieza con una base de datos que describe una muestra representativa de agentes de una población objeto de estudio; por ejemplo, puede utilizar bases de datos derivadas de encuestas a nivel nacional que incluyan datos sobre diversas variables de los individuos. Después utiliza una serie de reglas sobre probables cambios de las circunstancias individuales para actualizar las características de dichos agentes de manera que el investigador pueda preguntar cómo sería la muestra en un momento determinado del tiempo. La microsimulación, por tanto, crea modelos que no tienen pretensiones de explicar, sino de predecir. La gran ventaja que tiene la microsimulación respecto a otros tipos de simulaciones es que no comienza con una muestra de agentes hipotéticos o creados al azar, sino con una muestra de agentes reales

tal como son descritos por las encuestas. Sin embargo, el inconveniente que posee es que no permite la interacción entre agentes ni tiene en cuenta el entorno donde tiene lugar las acciones de los agentes.

La dinámica de sistemas crea modelos que pretenden predecir el estado futuro de un fenómeno social a partir su estado inicial mediante un sistema de ecuaciones diferenciales que expresan relaciones causa-efecto entre variables. La dinámica de sistemas trata con agregados de agentes más que con agentes individuales; por tanto, de acuerdo con la noción de explicación adoptada en este trabajo de investigación que hace referencia a la acción de los individuos, la dinámica de sistemas no explica fenómenos sociales, sino que sólo intenta predecirlos. Un problema de este enfoque es que no puede tratar la heterogeneidad típica de los agentes existentes en muchos fenómenos sociales. Sin embargo, por otro lado, este enfoque podría ser el adecuado cuando se trata de analizar grandes poblaciones de agentes con comportamientos similares.

5.2 Definición de simulación basada en agentes

Desde un punto de vista formal, se puede definir la simulación basada en agentes como un método informático que permite al investigador realizar experimentos virtuales con modelos constituidos por agentes que interaccionan entre sí dentro de un entorno (Gilbert 2008:2). Entender esta definición implica aclarar los siguientes términos, a saber, método informático, experimentos virtuales, agentes y entorno.

a) Método informático

La simulación basada en agentes consiste en un primer momento en crear modelos mediante el ordenador; es decir, en desarrollar programas informáticos escritos en algún lenguaje de programación adecuado. Aunque todas las simulaciones hoy en día se realizan mediante ordenador, sería posible efectuarlas con procedimientos escritos “en papel y lápiz”, pero obviamente de alcance muy limitado. Tales modelos informáticos tienen algunos *inputs* (parecidos a las variables independientes de los métodos estadísticos) y algunos *outputs* (similares a las variables dependientes). Es importante subrayar que el programa informático mismo representa el proceso social que se piensa que tiene lugar en el mundo social (Gilbert 2008). En cierto sentido, dichos modelos informáticos se parecen a los juegos de ordenador donde el jugador tiene que construir un mundo virtual, como por ejemplo “Los Sims”

(<http://thesims.ea.com/>). Aunque los juegos de ordenador y las simulaciones sociales pueden estar muy cerca entre sí, los juegos son más divertidos y tienen gráficas más espectaculares, pero las simulaciones poseen más teoría social.

b) Experimentos virtuales

Mientras que en las ciencias naturales la experimentación es el método habitual de hacer ciencia, en la mayoría de las ciencias sociales realizar experimentos puede ser mucho más difícil y/o puede plantear ciertos problemas éticos; por ejemplo, no sería ético provocar una crisis económica aguda con pérdidas de puestos de trabajo para investigar las causas del desempleo. Sin embargo, nuevos desarrollos en Economía experimental y en otros campos de las ciencias sociales sí permiten realizar experimentos sociales de laboratorio: durante las dos últimas décadas se ha podido aislar, por ejemplo, los factores que teóricamente podrían provocar una crisis económica y “simularlos” en un laboratorio en el que los agentes reciben ciertas instrucciones e incentivos adecuados.

Un experimento consiste en aplicar algún tratamiento a una parte aislada de la realidad y observar qué ocurre; posteriormente, el objeto de análisis que ha sido tratado es comparado con otro objeto equivalente que no ha recibido ningún tratamiento (llamado “control”). La gran ventaja de la experimentación es que permite asegurar que el tratamiento aplicado al objeto de estudio es de hecho la causa de los efectos observados, ya que sólo el tratamiento es lo que difiere entre el objeto de estudio y el control. Sin embargo, en ciencias sociales, aislar un proceso social puede ser enormemente complicado; además, tratar una parte de la realidad social y no tratar el control podría ser éticamente indeseable (Gilbert 2008). Por tanto, no es sorprendente que los experimentos sean, a pesar de su enorme potencial, poco utilizados por los científicos sociales.

Por el contrario, los experimentos virtuales realizados a través de la simulación basada en agentes carecen de problemas éticos porque utilizan sociedades y agentes artificiales; además, permiten aislar virtualmente los procesos sociales de otros fenómenos para poder investigar las causas de los posibles efectos observados. Por tanto, un experimento virtual puede ser comenzado y repetido muchas veces, pudiéndose usar un rango amplio de parámetros o permitir, por ejemplo, que algunos

factores varíen al azar (Gilbert 2008). Paralelamente, la utilización de animales de laboratorio para estudiar procesos biológicos o los efectos de diversas drogas puede ser éticamente inaceptable por el sufrimiento atroz que puede causar en dichos animales; sin embargo, la utilización de modelos informáticos que representen, por ejemplo, el funcionamiento de los órganos humanos, evitaría el dolor que dichas investigaciones producen en los animales en beneficio únicamente de los seres humanos.

Realizar experimentos virtuales de procesos sociales con modelos informáticos sólo produce resultados interesantes si el modelo se comporta –en algún sentido- de la misma manera que el proceso social real al que pretende representar. Sin embargo, es difícil o imposible -a menudo- saber si el modelo virtual se comporta como el proceso real. La validación del modelo, como se verá más adelante, puede ser irrealizable o muy compleja; por consiguiente, sin una comprobación empírica de dicho modelo, no hay forma de evaluar su adecuación con la realidad (González 2004). La experimentación virtual con modelos informáticos basados en agentes, por tanto, no es la panacea de la investigación sociológica (Gilbert 2008).

A diferencia de otras estrategias de investigación, una de las grandes ventajas de la simulación basada en agentes es que proporciona “datos” imposibles o difíciles de conseguir por los procedimientos estándar de investigación sociológica. Los experimentos virtuales con modelos informáticos podrían ser la única manera de conseguir ciertos resultados para explicar algunos procesos sociales. Por ejemplo, dada la ausencia de datos empíricos, este trabajo de investigación utiliza la simulación basada en agentes para crear redes artificiales con diferentes características topológicas con objeto de analizar el impacto de la estructura de dichas redes sobre los procesos dinámicos que tienen lugar dentro de ellas.

Otra ventaja de la simulación basada en agentes es que los costes de la experimentación con modelos son muchos menores que la experimentación con fenómenos reales. De igual manera que los arquitectos utilizan modelos, por ejemplo, para analizar el comportamiento de un edificio frente a un sismo por su bajo coste, los científicos sociales emplean modelos informáticos porque pueden ser significativamente más baratos que las investigaciones estándar.

Por último, la simulación basada en agentes puede ayudar a proporcionar explicaciones de fenómenos sociales a través de los mecanismos causales que subyacen a dichos fenómenos. La investigación basada en encuestas cumple con el papel fundamental de descubrir tendencias en la población, y aquellos métodos estadísticos asociados a ella desempeñan la función crucial de encontrar los factores que intervienen en dichas tendencias. Sin embargo, dichos métodos no pueden proporcionar una explicación de los mecanismos causales que están detrás de los fenómenos que detectan. Aunque los modelos matemáticos han tenido mucho éxito para clarificar las relaciones entre variables, no suelen ser útiles para explicar por qué una variable está relacionada con otra, es decir, no dicen nada acerca de los mecanismos que generan el fenómeno social que se desea explicar. En ningún caso se pretende en este trabajo criticar a los métodos estadísticos en sí mismos, sino aquellas investigaciones que intentan explicar procesos sociales utilizando únicamente dichos métodos.

c) Agentes

Los modelos informáticos son un conjunto de agentes que interactúan entre sí dentro de un entorno virtual. Los agentes son en realidad programas informáticos (o partes de ellos) que se utilizan para representar a los actores sociales. Los agentes están localizados en un entorno informático que pretende representar el entorno real donde los actores reales operan. Así pues, puede haber una equivalencia entre los agentes informáticos del mundo virtual y los actores sociales del mundo real. Esta correspondencia facilita tanto el diseño como la interpretación de los resultados de los experimentos virtuales frente a otros tipos de simulaciones.

En el mundo real los actores sociales suelen tener diferentes deseos, creencias y oportunidades. La simulación basada en agentes permite modelar dicha heterogeneidad entre los agentes. Sin embargo, otros diseños presuponen que todos los actores son idénticos o similares en deseos, creencias y oportunidades, y que las reglas de comportamientos son parecidas o iguales. La simulación basada en agentes, por el contrario, evita esta limitación: cada agente puede poseer sus propias creencias, deseos y oportunidades, y tienen sus propias reglas de comportamiento.

En los experimentos virtuales, los agentes pueden interactuar intercambiándose mensajes entre ellos y actuar en base a lo aprendido en dichos mensajes. El intercambio

de mensajes entre agentes pretende representar el diálogo entre actores sociales del mundo real. De esta manera, por ejemplo, se puede analizar cómo el flujo de información atraviesa una red de agentes para intentar explicar cómo se difunden las preferencias políticas en una población determinada.

Muchos modelos asumen implícitamente que los agentes actúan racionalmente, es decir, se comportan bajo un conjunto de reglas racionales para optimizar sus preferencias o bienestar. Sin embargo, en el mundo real, el comportamiento de los actores no es completamente racional: los agentes no están comprometidos en largas cadenas de razonamientos complejos para seleccionar la acción óptima, sino que suelen simplificar las diferentes alternativas posibles. A diferencia de otras estrategias, la simulación basada en agentes permite crear con facilidad modelos donde los actores posean una racionalidad limitada (*bounded rationality*) (Simon 1957) más acorde con la realidad humana. Además, la simulación basada en agentes también permite modelar agentes que tengan que tomar decisiones entre varias alternativas bajo situaciones de riesgo (*Prospect Theory*) (Kahneman 2003).

Así pues, la simulación basada en agentes puede diseñar actores cuya racionalidad esté limitada por el hecho de poseer información incompleta para la toma de decisiones; por limitaciones cognitivas que impidan a los agentes optimizar sus preferencias de manera precisa; y, por último, por poseer un tiempo finito para tomar una decisión. Así pues, los agentes virtuales -al igual que los individuos reales- no suelen llegar a soluciones óptimas, sino en el mejor de los casos a decisiones satisfactorias.

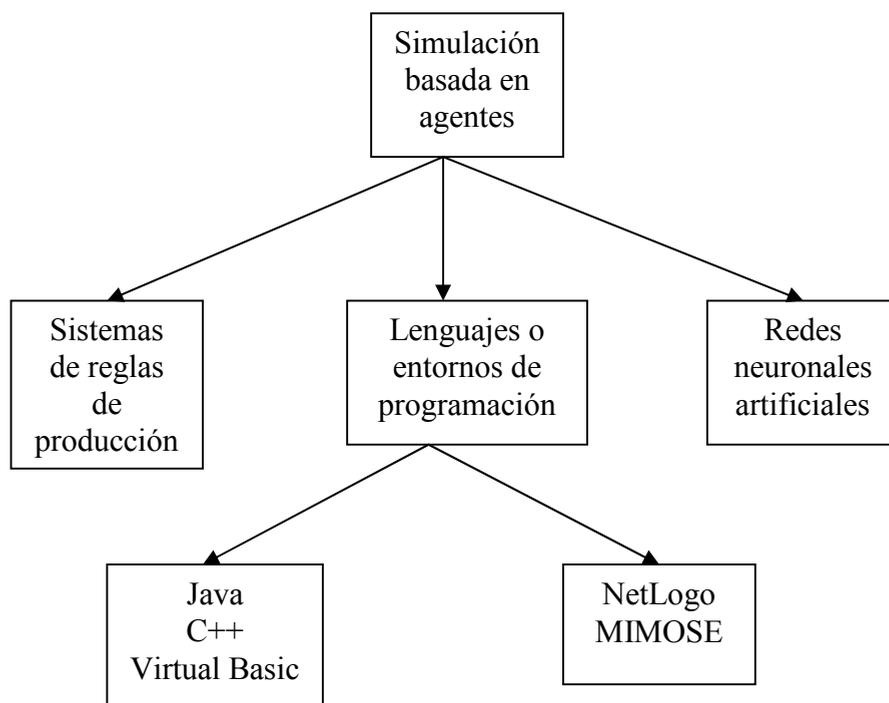
d) Entorno

El entorno es el mundo virtual dentro de cual los agentes interaccionan entre sí. El entorno representa normalmente espacios geográficos con barreras físicas o fuentes de energía, por ejemplo, donde los agentes tienen coordenadas que indican su localización. En otros modelos, por el contrario, el entorno no representa espacios geográficos, sino otros tipos de espacios, por ejemplo, espacios de conocimiento (Gilbert, Pyka y Ahrweiler 2001).

Puesto que a menudo es relativamente sencillo programar el entorno, algunos científicos sociales que utilizan la simulación tienden a descuidarlo. Sin embargo, la influencia del entorno en el mundo real es generalmente muy importante. Gran parte de la complejidad que acontece en la vida de los seres humanos surge porque los individuos suelen tratar con un entorno complejo.

Por último, todas las características de la simulación basada en agentes descritas arriba pueden ser implantadas de diferentes maneras en un ordenador. Se puede distinguir tres enfoques distintos (figura 5.2): lenguajes o entornos de programación, sistemas de reglas de producción y redes neuronales artificiales.

Figura 5.2
Diferentes formas de implantar simulaciones basadas en agentes



Fuente: elaboración propia

1) Un sistema de reglas de producción está constituido por tres factores, a saber, un conjunto de reglas que determina cómo se comportará los agentes; una serie de variables que almacenan el estado actual de cada agente; y un intérprete de reglas (Nilsson 1998). En los modelos cada agente tiene que elegir una regla de comportamiento entre el conjunto de reglas dado, y dicha selección depende de su estado actual. Tales reglas están constituidas, por tanto, por un componente de

condición y por un componente de acción. Mientras que el componente de condición dice cuál tiene que ser el estado del agente para que se aplique una determinada regla; el componente de acción dice que tiene que ser hecho para realizar dicha regla. Por ejemplo, una regla podría ser “si el agente percibe alimento en su entorno, entonces se moverá un paso hacia ella”. Además, cada agente necesita algunas variables para almacenar su estado actual; por ejemplo, necesita una variable sobre su localización espacial, así como otra variable sobre su reserva de energía. Por último, los agentes también necesitan un intérprete de reglas que pueda elegir una regla entre varias reglas de comportamiento incompatibles entre sí, pero que puedan aplicarse en el mismo momento, es decir, reglas con diferentes componentes de acción, pero cuyos componentes de condición se satisfagan (Gilbert 2008:24).

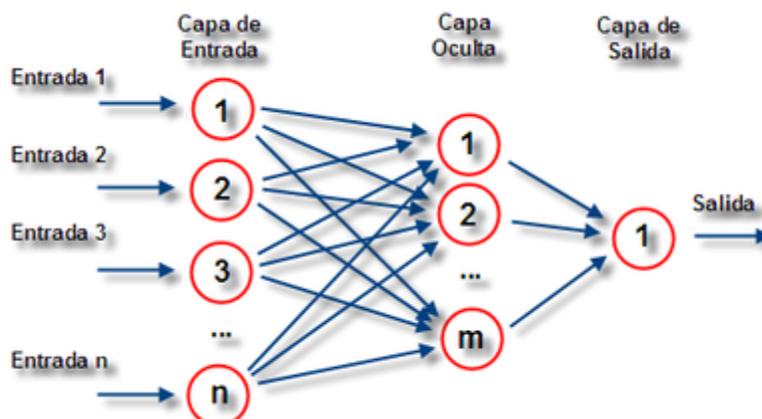
Estos sistemas de reglas, por tanto, permiten a los agentes percibir su entorno y recibir mensajes de otros agentes, así como seleccionar comportamientos dependiendo de su estado actual y mandar mensajes a otros agentes. Los modelos basados en agentes diseñados por los sistemas de reglas de producción pueden ser construidos por “juegos de herramientas” de software especiales tal como JESS (Java Expert System Shell).

2) Una red neuronal artificial está constituida por un conjunto de unidades (llamadas también neuronas) distribuidas en capas. Se pueden distinguir tres tipos diferentes de capas: la capa de entrada que recibe información del exterior; las capas ocultas que procesan dicha información; y la capa de salida que genera una respuesta. Cada unidad está conectada a todas las unidades de la capa anterior y de la capa posterior a la capa donde está situada (figura 5.3, página 154).

Cada unidad de las capas ocultas recibe las señales de entrada de todas las unidades de la capa precedente y las multiplica por un factor; después suma los productos y aplica alguna transformación no lineal a la suma; y por último envía la señal de salida a todas las unidades de la capa siguiente. Aunque existe cierta similitud entre las redes neuronales artificiales y las redes neuronales biológicas, las diferencias de estructura y funcionamiento entre ellas son considerables.

Figura 5.3

Redes neuronales artificiales



Fuente: disponible es <http://campusvirtual.unex.es/cala/epistemowikia/inde...>

En los modelos basados en agentes contruidos con redes neuronales artificiales, cada red neuronal constituye un agente. Dichos modelos se pueden implantar directamente en el hardware de un ordenador mediante circuitos integrados. La gran ventaja de las redes neuronales artificiales frente a los sistemas de reglas de producción es que las primeras pueden aprender debido a su estructura y funcionamiento, mientras que las segundas no. Sin embargo, las redes neuronales entrenadas no proporcionan una explicación comprensible de su comportamiento en términos de la actividad de las unidades, mientras que los sistemas de reglas presentan las reglas que explican el comportamiento de los agentes (Gilbert 2008:26).

3) Por último, los modelos basados en agentes pueden también ser desarrollados de dos maneras diferentes: utilizando lenguajes de programación orientados hacia objetos (con sus correspondientes bibliotecas), tales como Java, C++ o Visual Basic; o empleando entornos de programación -que permiten crear, ejecutar y visualizar resultados sin salir del sistema-, por ejemplo, NetLogo o MIMOSE. Los modelos contruidos con lenguajes de programación se ejecutan más rápidamente que los diseñados con entornos de programación. Además, los lenguajes de programación son mucho más flexibles que los entornos de programación, es decir, permiten programar cualquier modelo por complejo que sea. Sin embargo, los entornos de programación son mucho más fáciles de aprender, y llevan mucho menos tiempo desarrollar un modelo que con los lenguajes de programación. Entre los lenguajes de programación, los compilados (C++) se ejecutan más rápido que los interpretados (Java y Visual Basic);

sin embargo, los lenguajes interpretados permiten moverse entre las tareas de escribir, probar y modificar el código con mayor facilidad. En este trabajo de investigación se utiliza para diseñar modelos de redes sociales complejas el lenguaje de programación, C++, así como el entorno de programación, NetLogo.

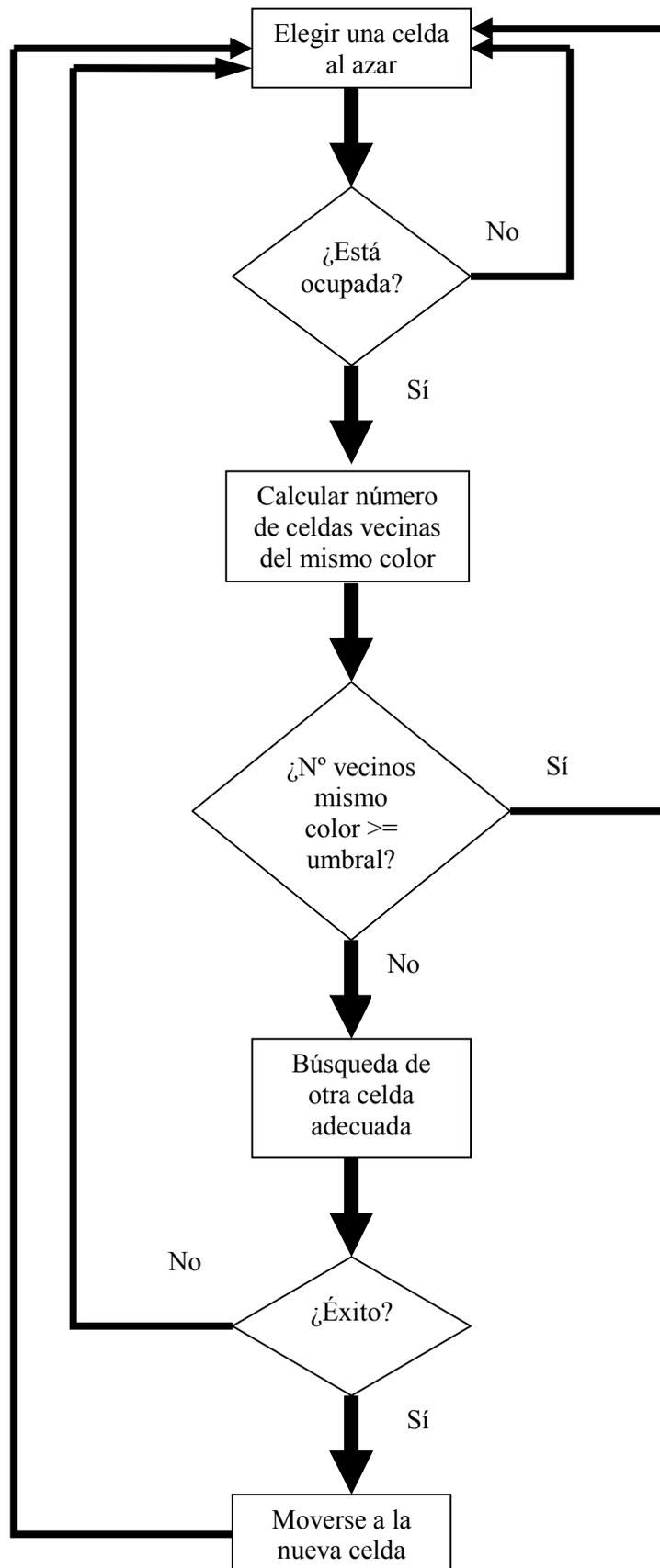
5.3 Un ejemplo clásico de modelo basado en agentes

Thomas Schelling (1971; y 1978) propuso un modelo basado en agentes para explicar la segregación étnica observada en algunas ciudades americanas en la década de los 70. Este autor supone que las personas tienen un umbral de tolerancia respecto a otros grupos étnicos, de modo que dichos individuos se encuentran satisfechos con su lugar de residencia si al menos una proporción de sus vecinos –indicado por el umbral de tolerancia- son del mismo grupo étnico que ellos mismos. Si el umbral de tolerancia de un individuo es, por ejemplo, del 30%, es decir, si al menos 3 de cada 10 vecinos son de su mismo grupo étnico, entonces la persona está satisfecha con su lugar de residencia y permanece en el mismo barrio. Por el contrario, si menos de 3 de cada 10 vecinos son de su misma etnia, entonces se siente descontento y trataría de mudarse a otro barrio.

El modelo consiste en una cuadrícula de celdas que representa una zona urbana. Cada celda puede estar en tres estados distintos (representados por tres colores): ocupada por un agente de una etnia (color rojo); ocupada por un agente de otra etnia distinta (color verde); y no ocupada por nadie (color negro). No puede haber más de un agente en la misma celda. El algoritmo de la simulación (figura 5.4, página 156) empieza seleccionando una celda al azar; si la celda está ocupada por un agente, entonces se determina el número de vecinos (los individuos que ocupan las 8 celdas de alrededor) del mismo color. Si dicho número es igual o mayor al umbral de tolerancia, entonces el agente está satisfecho y permanece en su misma celda. Por el contrario, si dicho número es menor que el umbral de tolerancia, entonces el agente se siente insatisfecho e intenta encontrar una celda que esté desocupada y que tenga un vecindario que le satisfaga. Si la encuentra, se mueve hacia dicha celda, y si no, permanece en la misma celda. El proceso se repite hasta que todos los individuos están satisfechos con el vecindario donde viven.

Figura 5.4

Algoritmo del modelo de segregación de Schelling

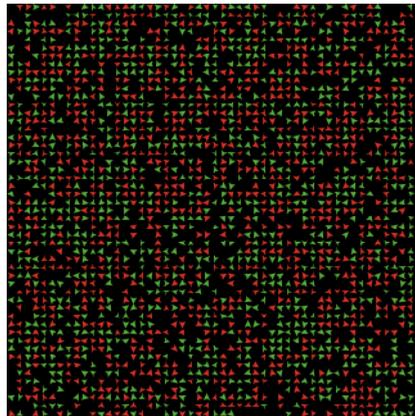


Fuente: elaboración propia

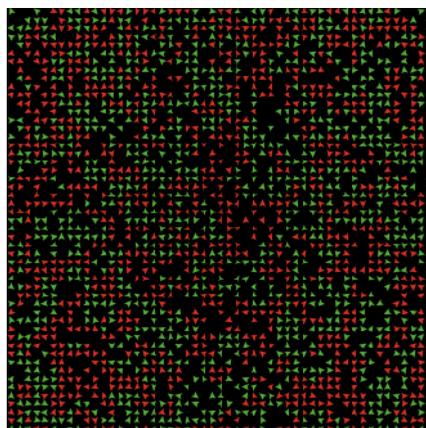
La suposición convencional es que en barrios donde los individuos tienen un umbral de tolerancia mayor del 50% (intolerantes) desarrollan guetos; por el contrario, en barrios con umbrales de tolerancia menores del 50% (tolerantes) no forman guetos. Sin embargo, al ejecutar el modelo de Schelling, los resultados fueron los siguientes: 1) para umbrales de tolerancia menores del 30% (muy tolerantes) se alcanza el equilibrio rápidamente (en el que todos los individuos están satisfechos con el vecindario donde viven) y no se forman guetos; 2) para umbrales de tolerancia entre 30% y 80% se alcanza el también equilibrio y aparecen guetos (nótese que en barrios relativamente tolerantes con un umbral del 35%, por ejemplo, originan guetos); para umbrales de tolerancia mayores del 80% (muy intolerantes) no se alcanza el equilibrio y la distribución de individuos es similar a una distribución al azar (obsérvese que en barrios intolerantes con un umbral del 85%, por ejemplo, no originan guetos) (ver figuras 5.5 generadas por el modelo de segregación en NetLogo de Wilensky 1997).

Figuras 5.5

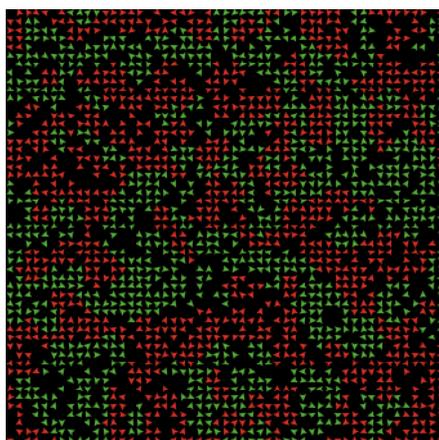
Distribución inicial de individuos (al azar)



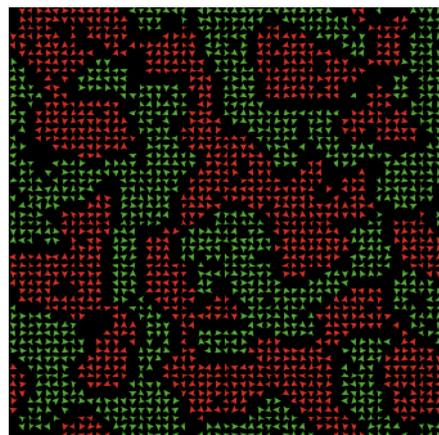
Efecto de un umbral de tolerancia del 20%



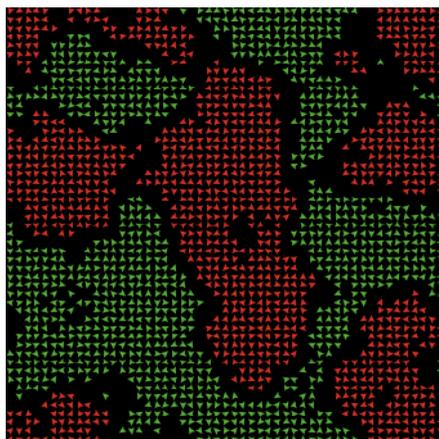
Efecto de un umbral de tolerancia del 35%



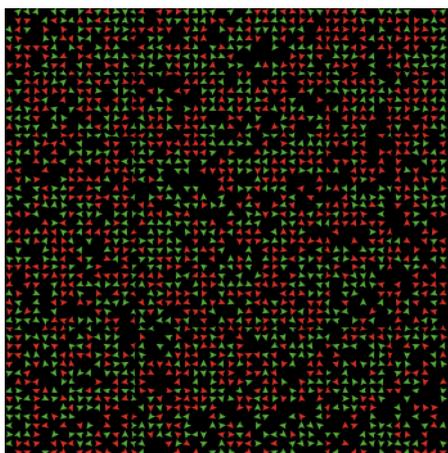
Efecto de un umbral de tolerancia del 60%



Efecto de un umbral de tolerancia del 75%



Efecto de un umbral de tolerancia del 85%



Fuente: elaboración propia (generado por el modelo de segregación en NetLogo de Wilensky 1997)

La importancia de este modelo radica en que es posible explicar a partir de las reglas de conducta de los agentes individuales resultados sociales que, en principio, no son evidentes o fácilmente predecibles. Por ejemplo, de manera intuitiva se puede afirmar que en aquellas áreas cuyos vecinos poseen altos niveles de tolerancia no se producen guetos; y al contrario, se puede decir que si los niveles de tolerancia son bajos, entonces los vecinos tienden a segregarse en grupos étnicamente uniformes. Sin embargo, los estudios de Schelling muestran que es posible lo contrario: en contra de toda previsión, Schelling descubrió que barrios con un bajo grado de prejuicio étnico pueden producir patrones altamente segregados (figura 5.5, umbral de tolerancia del 35%, página 158), caso típico de las ciudades de EEUU en los años 70; y, por otra parte, obtuvo resultados que muestran que zonas con un alto nivel de intolerancia (figura 5.5, umbral de tolerancia del 85%) pueden no generar ciudades segregadas étnicamente. En este sentido, los modelos basados en agentes permiten explicar comportamientos sociales en el nivel macro a partir de las acciones de los individuos en el nivel micro.

5.4 Etapas de investigación de la simulación basada en agentes

Durante las dos últimas décadas, los científicos sociales interesados en la simulación han desarrollado una secuencia de pasos para guiar el proceso de investigación en el campo de la simulación basada en agentes. Como ocurre en el resto de métodos utilizados por las ciencias sociales, esta secuencia de etapas es una idealización del procedimiento que tiene lugar en realidad. En la práctica varios pasos se realizan de forma paralela y el proceso entero se desarrolla de forma iterativa. Sin

embargo, es útil tener en cuenta estas etapas de manera explícita como una guía para desarrollar la simulación (Gilbert 2008: 30-46).

a) Diseño y construcción del modelo

Al comienzo de la investigación, es importante acotar un tema de investigación general hasta concretar una cuestión de investigación específica (Gilbert 2008:30). El proceso de definición de una cuestión de investigación específica se asemeja a pelar una cebolla: desde un tema general (capas exteriores de la cebolla), a través de un problema particular, hasta una cuestión específica que pueda ser respondida brevemente sobre lo que el investigador ha descubierto (el corazón de la cebolla).

Los modelos basados en agentes se pueden utilizar para explicar regularidades observada en el nivel social a través de las acciones de los agentes en el nivel individual. Así pues, en este caso, la cuestión de investigación tiene que aludir a alguna regularidad encontrada en el nivel “macro”. En el modelo de Schelling del epígrafe anterior, por ejemplo, las regularidades observadas fueron la formación de guetos en las ciudades de EEUU en la década de los 70. Dicho modelo trata de explicar tal segregación haciendo referencia a las interacciones de los agentes en el nivel “micro”.

Después de tener concretada la cuestión de investigación e identificada la regularidad social que se desea explicar, se deben especificar los agentes involucrados en el modelo (Gilbert 2008:31). El investigador necesita diseñar las reglas de comportamiento de los agentes para cada tipo de circunstancia. Estas reglas de conducta implican que los agentes, en primer lugar, pueden observar, moverse y interactuar con el medio en el que están; en segundo lugar, que pueden percibir a otros agentes en sus vecindarios, intercambiar mensajes y comunicarse con ellos; en tercer lugar, que poseen memoria, registrando sus estados y acciones previas; en cuarto lugar, que poseen ciertas metas u objetivos; y, por último, que actúan de manera autónoma sin un controlador central. De esta manera, las reglas de comportamiento de cada agente determinan qué conducta llevará a cabo dicho agente en función de las características del medio donde está y las interacciones con otros agentes en su vecindario, su historia individual y sus fines u objetivos.

El modelo es siempre una simplificación del fenómeno social que se desea explicar. El paso más delicado quizás sea decidir qué necesita ser incluido y qué necesita ser excluido del modelo (Gilbert y Troitzsch 2005:19). Cuanto más se excluya, mayor será el salto conceptual entre las conclusiones obtenidas por el modelo y la explicación del fenómeno social que se quiere analizar; por otro lado, la inclusión de más parámetros implica que más factores tienen que ser medidos y con mayor precisión. El mejor modelo del mundo es el mundo mismo, pero dicho modelo difícilmente explica algo acerca de cómo funciona el mundo. En general, la precisión es importante cuando el fin es predecir (véase para una discusión más amplia Axelrod 1997); por el contrario, la simplicidad es lo fundamental cuando la meta es explicar (como defendería la navaja de Ockham o el principio KISS).

Una vez que el modelo ha sido diseñado, se puede empezar su construcción escribiendo un programa específico en un ordenador usando algún lenguaje de programación adecuado o algún entorno de programación específico.

b) Verificación

Después de la construcción del modelo empieza otra etapa llamada verificación o depuración. La verificación consiste en la comprobación de que el programa realmente hace aquello para lo que fue diseñado y construido; es decir, que el modelo funciona como el investigador espera que lo haga. Los programas informáticos suelen ser complejos y no es difícil que los resultados -en vez de ser consecuencia sorprendente del modelo- sean en realidad producto de algún error.

Existen varias técnicas y consejos para reducir los errores de programación (Ramanath y Gilbert 2004), entre las que cabe destacar las siguientes:

1) se debe escribir el programa sin prisas, evitando tomar atajos. Cualquier tiempo ahorrado a la hora de escribir el código puede suponer tiempo perdido cuando se intenta depurarlo (detectar errores y eliminarlos).

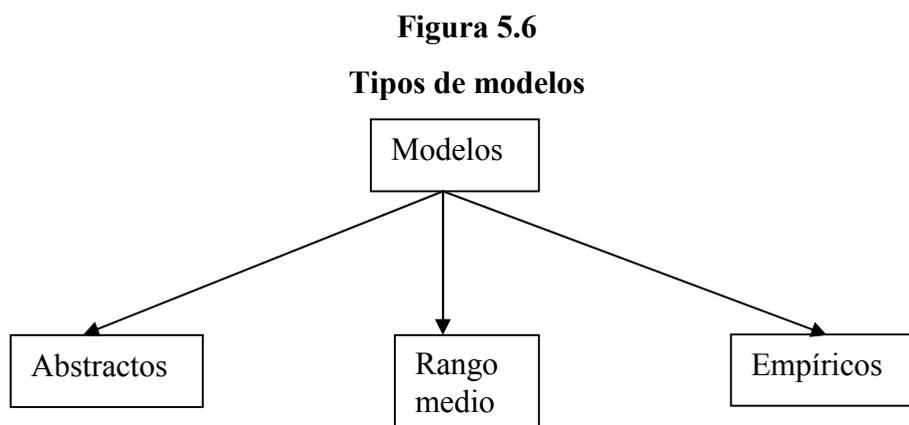
2) es importante obtener valores intermedios –previos a de los resultados finales del programa- que revelen cómo está funcionando el modelo.

3) se debe ejecutar el programa función a función, observando cómo los valores de las variables cambian de la manera esperada.

4) es fundamental añadir comentarios al programa que expliquen qué se está haciendo, sin parafrasear el código. Esto es útil no sólo para otros programadores que lean el código, sino también para el propio investigador que esté escribiendo el programa.

c) Validación

La validación consiste en comprobar que el modelo se comporta como aquello que pretende representar; es decir, trata de probar si el modelo es un buen modelo de lo que intenta representar. Existen varias técnicas de validación, por lo que la elección de la más adecuada dependerá del tipo de modelo (figura 5.6), esto es, del objetivo que se espera conseguir con dicho modelo.



Fuente: elaboración propia

La meta de los modelos abstractos es formalizar y desarrollar teorías. El modelo de Schelling descrito arriba pertenece a este tipo de modelos. En este caso, la validación consiste en comprobar la adecuación entre la teoría y el modelo de dicha teoría. Para llevar a cabo dicho proceso de validación se puede derivar de la teoría, por ejemplo, un número de proposiciones acerca de las relaciones esperadas entre variables; y luego comprobar si dichas relaciones aparecen cuando el programa es ejecutado (Gilbert 2008:44). Si el modelo parece válido, entonces el siguiente paso es llevar a cabo un análisis de la sensibilidad cuyo objetivo es comprobar hasta qué punto el comportamiento del modelo es sensible a la variación de los parámetros de dicho modelo (Gilbert y Troitzsch 2005:24). En el modelo de Schelling, el análisis de la sensibilidad implica ejecutar el programa variando el umbral de tolerancia desde 0% hasta 100% en pasos de cinco unidades (20 ejecuciones), por ejemplo. Pero como los

modelos conllevan elementos al azar (la elección de las celdas es al azar), el investigador debería repetir cada ejecución cierto número de veces y obtener una media y varianza de los resultados.

El objetivo de los modelos de rango medio es explicar un fenómeno social particular, pero de manera suficientemente general como para que los resultados de dicho modelo se puedan aplicar a otros fenómenos similares. Debido a la naturaleza genérica de tales modelos, la validación supone (en este caso) comprobar semejanzas cualitativas entre el modelo y los fenómenos a los que pretende representar, pero no se espera similitud cuantitativa. Así pues, la validación implica comprobar que la dinámica del modelo es similar a las dinámicas observadas en el mundo real; esto es, que las distribuciones estadísticas de los resultados del modelo y de los fenómenos tengan formas similares (Gilbert 2008:42).

El fin de los modelos empíricos es reproducir con la máxima exactitud posible algunas características del fenómeno social que se desea analizar con el objetivo de predecir algún estado futuro de dicho fenómeno, o de predecir qué ocurriría, por ejemplo, si cambia alguna política social que afecta a tal fenómeno (Gilbert 2008:43). En este caso, la validez del modelo consiste en comprobar la exactitud entre el resultado de salida de la simulación con los datos obtenidos del fenómeno que se quiere estudiar. Si se corrobora la validez del modelo, entonces dicho modelo es útil no sólo como una poderosa confirmación de la teoría sobre la que se basa el modelo, sino también para hacer predicciones plausibles. Sin embargo, es difícil la correspondencia exacta entre el modelo y el fenómeno debido a que tanto la simulación como el mundo real contienen características al azar. El efecto del azar sobre la simulación implica que cada vez que se ejecute el modelo se producirán resultados en el mejor de los casos ligeramente distintos. Quizás lo que un investigador debe esperar es que el resultado más frecuente del modelo (la moda de la distribución) coincida con el resultado más frecuente obtenido del fenómeno social, aunque se puede medir la adecuación entre los resultados del modelo y los resultados empíricamente observados mediante el coeficiente de correlación entre ambos conjuntos de valores.

5.5 Simulación y complejidad

En el mundo físico encontramos muchos fenómenos lineales. Un fenómeno es lineal cuando sus propiedades son la mera suma de las propiedades de sus partes constituyentes. Los fenómenos lineales, además, son fácilmente predecibles a partir de las propiedades de las unidades que lo integran. Por ejemplo, el sistema solar es un sistema lineal, y, por tanto, su comportamiento -como un todo- se puede predecir fácilmente a partir de las ecuaciones newtonianas que rigen el movimiento de los planetas.

Sin embargo, los fenómenos sociales suelen ser no-lineales, es decir, sus propiedades son algo más que la simple agregación de las propiedades de los individuos que los configuran. Esto significa que los fenómenos sociales no son predecibles teniendo en cuenta únicamente las propiedades de los agentes que lo articulan. Así pues, no podemos analizar un fenómeno social como un todo estudiando sólo los individuos que lo constituyen.

Un fenómeno complejo es aquel cuyo comportamiento no se puede determinar diseccionándolo en sus unidades constituyentes y analizando los comportamientos de dichas unidades aisladamente. Así pues, los fenómenos complejos son fenómenos no-lineales. Por ejemplo, la segregación étnica de las ciudades americanas puede ser un fenómeno complejo y no-lineal que no se puede comprender ni predecir haciendo referencia sólo al comportamiento tolerante de los individuos que las constituyen.

Un fenómeno es emergente cuando no se pueden utilizar las categorías propias de las unidades que lo integran para describirlo, sino nuevas categorías. “La emergencia ocurre cuando las interacciones de los objetos en un nivel dan lugar a diferentes tipos de objetos en otro nivel” (Gilbert y Troitzsch 2005:11). Por ejemplo, la temperatura es, en este sentido, una propiedad emergente del movimiento de un conjunto de átomos; pero un átomo aislado no tiene temperatura. De igual manera, el capital social es una característica emergente de las redes sociales; sin embargo, un agente aislado no posee capital social. Todo fenómeno emergente es complejo, y, por lo tanto, no-lineal. Muchos fenómenos sociales son no-lineales, complejos y emergentes.

La mayoría de los fenómenos sociales complejos, emergentes y no-lineales han sido difíciles de entender porque no pueden ser analizados con las herramientas matemáticas tradicionales; es decir, no hay un conjunto de ecuaciones matemáticas que puedan ser solucionadas para predecir o explicar dichos fenómenos. Las matemáticas de Newton no son de mucha utilidad para explicar fenómenos sociales complejos, porque fueron diseñadas para solucionar problemas de naturaleza muy distinta. Hace faltan, por tanto, nuevos métodos para explorar el comportamiento complejo, no-lineal y emergente de muchos fenómenos sociales. La simulación basada en agentes, en particular, puede explicar fenómenos sociales complejos difíciles de explicar de manera directa a partir de las interacciones relativamente sencillas de los agentes. Así pues, los modelos informáticos, como se ha tratado de mostrar a lo largo de este capítulo, constituyen un excelente método para tratar de explicar la complejidad propia de los fenómenos sociales.

PARTE TERCERA

APLICACIONES PRÁCTICAS DE LA SIMULACIÓN

Los experimentos realizados en esta tesis doctoral tienen un doble objetivo: en primer lugar, mostrar la utilidad que puede tener la simulación basada en agentes para la teoría sociológica; en particular, con el propósito de valorar algunas tesis sobre el capital social, se pretende poner de manifiesto cómo la simulación puede proporcionar “datos” no disponibles empíricamente que permitan analizar el impacto de la estructura topológica de las redes sociales complejas en la creación de capital social; en segundo lugar, mostrar lo conveniente del empleo de la simulación basada en agentes para explicar paradojas sociales difíciles de entender con otras herramientas; en concreto, se intenta explicar a través de la simulación cómo una sociedad de individuos que buscan el consenso político en sus relaciones puede generar polarización política, para ello se examina el efecto de la estructura topológica de las redes sociales complejas -a través del capital social generado- sobre la polarización política en entornos democráticos.

Capítulo VI. Valoración de las tesis sobre capital social

Esta primera serie de experimentos pretende mostrar cómo la estructura de las redes (caracterizada por la densidad de red e índice de Gini de la distribución de vínculos) afecta a la génesis de capital social (entendido como flujo de información y relaciones de reciprocidad basada en la confianza) a través de un mecanismo que hace referencia al coeficiente de clustering y a la longitud media de paso. Dichos experimentos de simulación permitirán valorar algunas tesis sobre el capital social (tabla 6.0, página 168), a saber, la importancia del asociacionismo cívico para el fomento de la democracia (Putnam 2000); la relevancia del asociacionismo ciudadano para el desarrollo de la economía (Fukuyama 1995); la pertinencia de las comunidades cerradas y densas (closure) para la cooperación entre sus miembros (Bourdieu 1985); la importancia del closure para el sentimiento de seguridad de los individuos (Coleman 1990); la relevancia de los puentes estructurales para la génesis de ideas brillantes (Burt 1992; y 2005); y la importancia de los vínculos débiles para encontrar empleo (Granovetter 1973).

Estos experimentos están basados en los datos empíricos proporcionados por La Due Lake (1998). El punto de partida de la simulación es un conjunto de 1270 redes

personales aisladas entre sí, constituidas cada una de ellas por un agente principal unido a varios agentes secundarios (a través de vínculos). El número de agentes secundarios enlazados a cada agente principal pueden variar desde 0 hasta 5. La tabla 6.1 muestra el tamaño de las redes personales de los agentes principales.

Tabla 6.0
Tesis sobre capital social

Autores	Tesis
Putnam (2000)	Asociacionismo y democracia
Fukuyama (1995)	Asociacionismo y economía
Bourdieu (1985)	<i>Closure</i> y cooperación
Coleman (1990)	<i>Closure</i> y seguridad
Granovetter (1973)	Vínculos débiles y empleo
Burt (1992; 2005)	Puentes estructurales e ideas brillantes

Fuente: elaboración propia

Tabla 6.1
Tamaño de las redes personales
de los agentes principales

Número de vínculos	Frecuencia	%
0	110	8.4
1	220	17.4
2	200	15.4
3	240	18.7
4	230	18.4
5	270	21.7
Total	1270	100

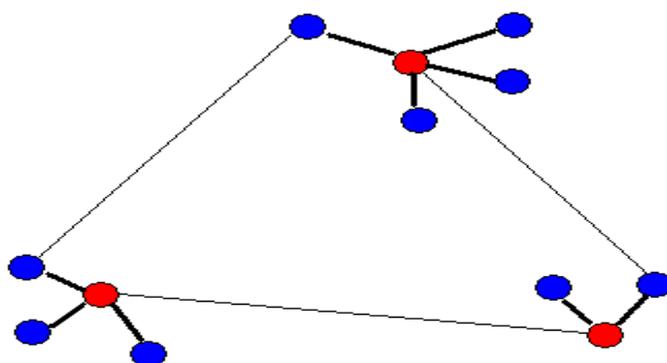
Fuente: elaboración propia

Sin embargo, estos experimentos necesitan una estructura de red global y no 1270 redes personales aisladas. El camino más fácil para poner estas redes personales en relación consiste en establecer vínculos al azar entre los diversos agentes (González

2006:179). De esta manera se tiene una estructura de red parecida a un mundo pequeño (Watts 2003), formada por muchos clusters (las redes personales) unidos entre sí por vínculos aleatorios. Así pues, en estas redes artificiales, tanto los agentes principales como los secundarios pueden crear vínculos con el resto de los agentes. La figura 6.1, por ejemplo, muestra la conexión entre tres redes personales (se ha pintado los agentes principales en rojo, los secundarios en azul, los vínculos dentro de las redes personales en trazo grueso y los vínculos entre redes personales en trazo suave).

Figura 6.1

Establecimiento de vínculos aleatorios entre redes personales



Fuente: elaboración a partir de González 2006:180

Las propiedades estructurales de las redes que se van a utilizar en estos experimentos de simulación son, la densidad, la longitud media de paso, el coeficiente de *clustering* y el índice de Gini de la distribución de vínculos de la red. Todas estas propiedades ya han sido definidas anteriormente (véase capítulo III, epígrafe 3.3, página 63), pero en este apartado -con objeto de poder seguir la argumentación- se hará un breve comentario sobre ellas. La primera propiedad, la densidad de red (D), es una medida del grado de la conectividad de la red que se puede definir como el cociente entre el número de lazos existentes y el número de lazos posibles de la red. Cuanto mayor sea el número de vínculos existentes de una red por agente, mayor será obviamente la densidad. La segunda propiedad, la longitud media de paso de red (L), es una medida del grado de cercanía entre los agentes de una red. Cuanto menor sea la longitud, mayor será la cercanía entre los agentes, y, por tanto, más rápidamente podrá difundir la información a través de la red y de mejor calidad será, es decir, mayor será el capital social que posea dicha red. La tercera propiedad, el coeficiente de *clustering* de

la red (C), es una medida del grado de extensión en la que los vecinos de cada uno de los agentes son entre sí mutuamente vecinos. A medida que aumentan los vínculos entre los vecinos de cada agente, aumenta el coeficiente de clustering de la red, y, por consiguiente, mayor será la confianza que reine entre ellos, esto es, mayor será el capital social que tenga dicha red. Por último, el índice de Gini de red (IG) es una medida del grado de desigualdad en la distribución de vínculos de la red, y dicho índice está relacionado con la desigualdad social.

En esta serie de experimentos, las redes sociales simuladas han sido creadas por un programa escrito en el lenguaje C++. Para obtener el valor de las propiedades estructurales de dichas redes artificiales se han exportado sus datos al programa de análisis de redes Ucinet-Netdraw.

6.1 Análisis del impacto de la densidad de red en la longitud media de paso en distintas estructuras de red

En esta primera serie de experimentos se estudia cómo influye la densidad de red en la longitud media de paso, y, por tanto, como se argumentó en el capítulo IV (epígrafe 4.4b, página 135), en la difusión de la información, en diferentes estructuras topológicas de redes sociales artificiales. De esta forma se puede observar qué tipo de red permite una mayor difusión de la información, y, por consiguiente, cuál puede poseer más capital social.

a) Redes igualitarias

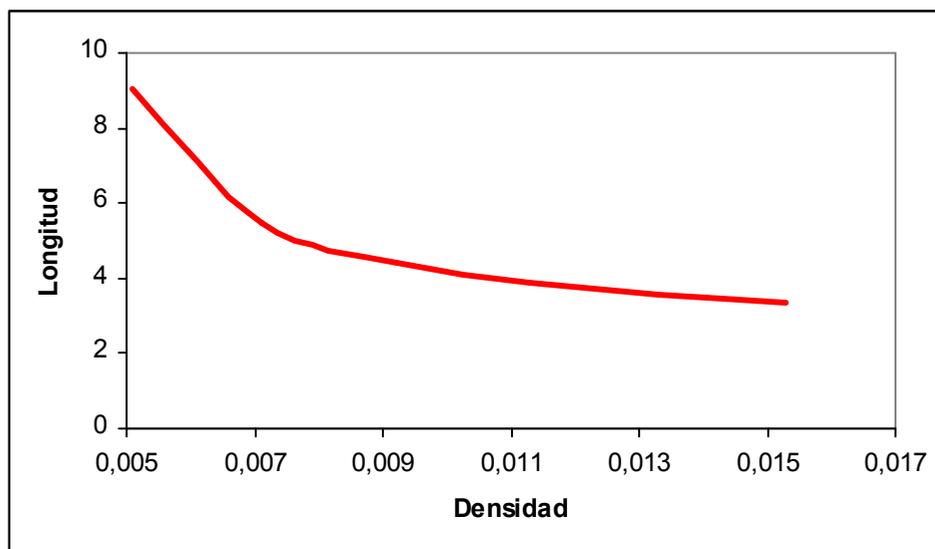
En las redes igualitarias todos los agentes tienen el mismo número de vínculos. Se puede obtener diferentes tipos de redes igualitarias variando el número de dichos vínculos (W) desde 1 hasta 6. Si $W = 1$, por ejemplo, tanto los agentes principales como los secundarios establecen un único vínculo con otro agente de cualquier tipo situado en cualquier sitio topológico de la red. Los resultados de los experimentos están resumidos en la tabla 6.2 y en la gráfica 6.1 (página 171).

Tabla 6.2
Propiedades de las redes igualitarias

Número de vínculos por agente (W)	Densidad de red (D)	Longitud de red (L)
1	0,0051	9,063
2	0,0071	5,465
3	0,0092	4,425
4	0,0113	3,895
5	0,0133	3,556
6	0,0153	3,327

Fuente: elaboración propia

Gráfica 6.1
Curva de la longitud en función de la densidad en redes igualitarias

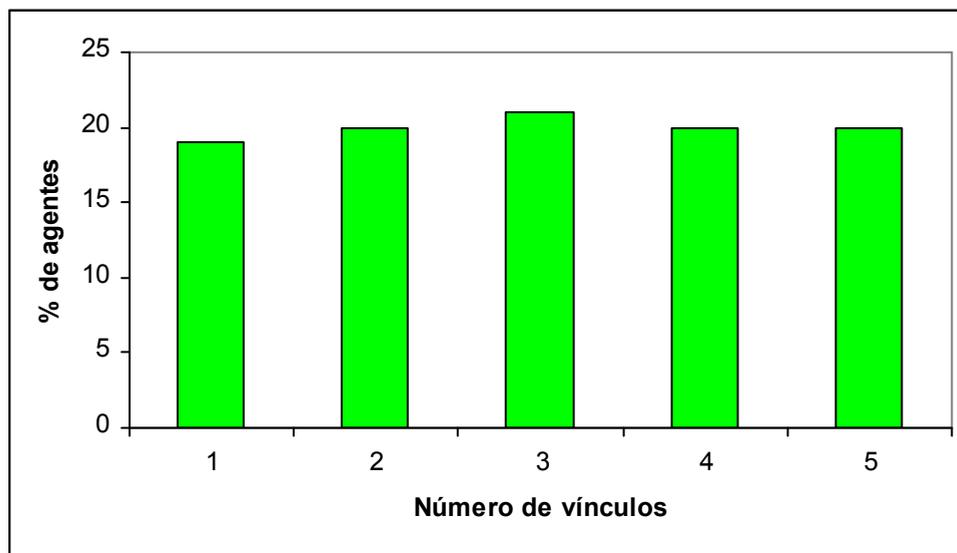


Fuente: elaboración propia

Los resultados para las redes igualitarias muestran que a medida que crece el número de vínculos, y, por tanto, aumenta la densidad, disminuye la longitud media de paso entre los agentes de la red; y si disminuye la longitud, aumenta el flujo de información que pasa por dicha red, es decir, aumenta el capital social.

b) Redes al azar

Asumir que todos los agentes tienen el mismo número de vínculos significa aceptar que ellos pueden emplear la misma cantidad de tiempo y de esfuerzo en crearlos, lo que no es muy realista. Así pues, es necesario realizar otro experimento donde el número de vínculos se distribuya de manera más realista. En este nuevo experimento se considera que el número de vínculos que cada agente puede establecer es asignado al azar. En este caso, cada agente tiene entre 1 y n vínculos, siendo n un parámetro que vale 3, 5, 7, 9 ó 11. Por ejemplo, en la red de “hasta 5” cada agente puede tener entre 1 y 5 vínculos. Además, como la distribución es al azar, la frecuencia del número de vínculos es aproximadamente igual. Es decir, la proporción de agentes con 1, 2, 3, 4 ó 5 vínculos es similar, como indica la gráfica 6.2. Los resultados de los experimentos con este tipo de redes son mostrados en la tabla 6.3 y en la gráfica 6.3 (página 173).

Gráfica 6.2**Distribución de vínculos aleatorios en una red al azar**

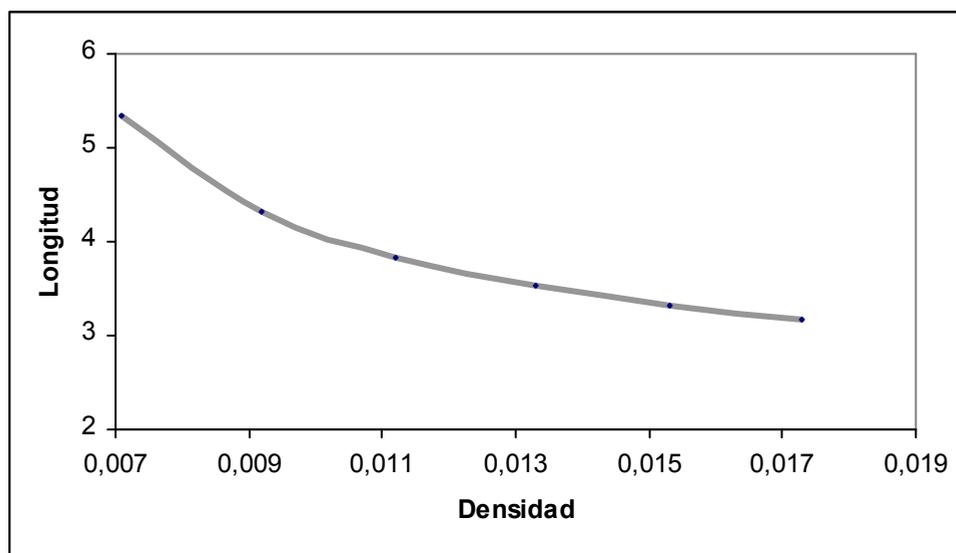
Fuente: elaboración propia

Tabla 6.3
Propiedades de las redes al azar

Número de vínculos (W)	Densidad de la red (D)	Distancia de la red (L)
Hasta 3	0,0071	5,344
Hasta 5	0,0092	4,328
Hasta 7	0,0112	3,832
Hasta 9	0,0133	3,530
Hasta 11	0,0153	3,312
Hasta 13	0,0173	3,162

Fuente: elaboración propia

Gráfica 6.3
Curva de la longitud en función de la densidad en redes al azar



Fuente: elaboración propia

Estos resultados también señalan que a medida que aumenta el número de vínculos, y, por tanto, aumenta la densidad, disminuye la longitud pasos de la red; y si disminuye dicha longitud, aumenta la calidad y la difusión de información que atraviesa dicha red, esto es, aumenta el capital social.

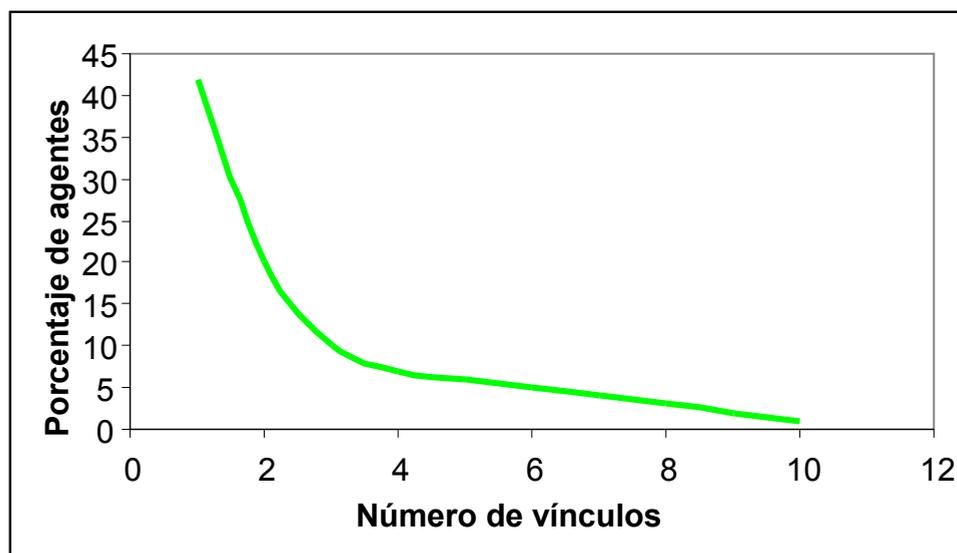
c) Redes desiguallitarias

En el experimento anterior se ha trabajado con redes al azar. Sin embargo, la distribución de vínculos en las redes sociales sigue una distribución *power-law* (Barabási 2002). En este tipo de redes -llamadas de libre escala- una pequeña proporción de agentes (*hubs*) poseen muchos vínculos, mientras que una gran mayoría tienen pocos vínculos como se indica en la gráfica 6.4.

Se realiza un nuevo experimento con esta distribución *power-law*, teniendo en cuenta el tamaño del extremo de la curva. La tabla 6.4 y la gráfica 6.5 (página 175) muestran los resultados para estas redes desiguallitarias.

Estos resultados vuelven a ilustrar que a medida que aumenta el número de vínculos, y, por tanto, aumenta la densidad, disminuye la longitud de la red; y si disminuye dicha longitud, aumenta la calidad y la difusión de información que pasa a través de la red, es decir, aumenta el capital social.

Gráfica 6.4
Distribución de vínculos
en las redes desiguallitarias



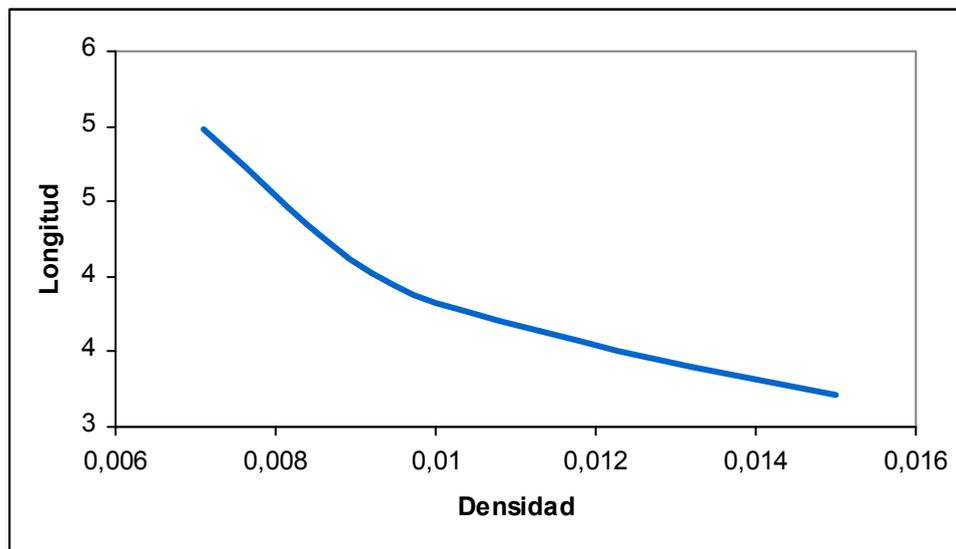
Fuente: elaboración propia

Tabla 6.4
Propiedad de las redes desigualitarias

Vínculos del último 10 % de la población	Densidad de la red (D)	Longitud de la red (L)
7	0.0071	4.986
10	0.0092	4.029
20	0.0113	3.636
23	0.0132	3.399
30	0.0150	3.212

Fuente: elaboración propia

Gráfica 6.5
Curva de la longitud en función de la densidad en redes desigualitarias



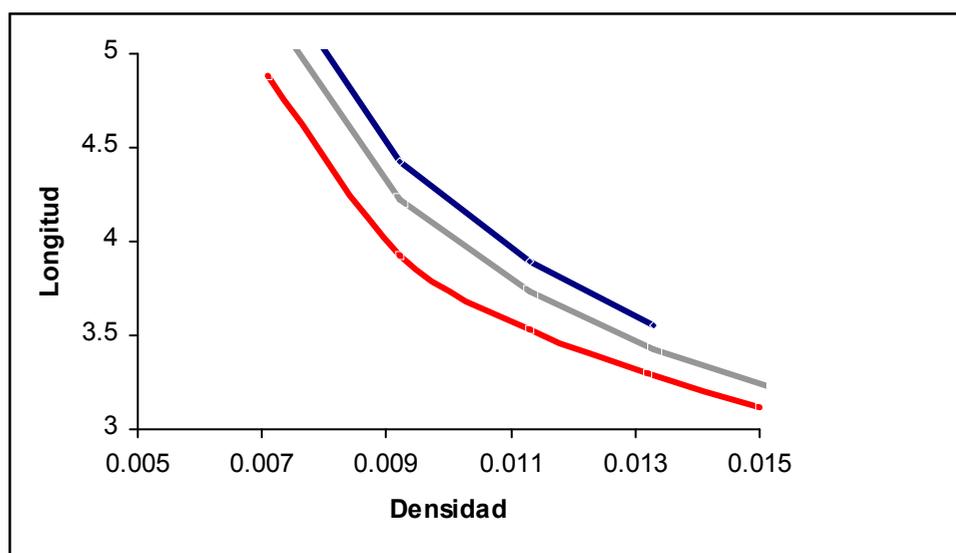
Fuente: elaboración propia

d) Conclusiones

Si se comparan las tres clases de estructuras de redes utilizadas en estos experimentos, a saber, igualitaria, al azar y desigualitaria (ver gráfica 6.6, página 176), se puede observar algunos resultados interesantes: para una misma densidad, la longitud media de la curva de las redes igualitarias (color azul) es mayor que la de las redes al azar (color gris), siendo ésta a su vez mayor que la longitud media de las desigualitaria

(color rojo). Esto quiere decir que una red igualitaria (todos los nodos con el mismo número de vínculos) es menos eficiente en la transmisión de la información que una red al azar (distribución aleatoria del número de vínculos); y una red al azar, a su vez, es menos eficiente que una desigualitaria (distribución *power-law* de los vínculos). Así pues, una red desigualitaria, *ceteris paribus*, genera más capital social que una red al azar que tenga la misma densidad de red, y ésta, a su vez, produce más capital social que una red igualitaria. Este experimento ilustra que lo importante no es sólo cuántos individuos están conectados entre sí (la densidad), sino cómo se distribuyen las conexiones entre los individuos (el tipo de estructura de red).

Gráfica 6.6
Comparación de las tres curvas



Fuente: elaboración propia

Por otro lado, también podemos observar en la gráfica 6.6 que para una misma longitud media de red, la densidad de la red desigualitaria es menor que la densidad de la red al azar, y ésta a su vez tiene una densidad menor que la de la red igualitaria. Por lo tanto, si las tres redes son igual de eficientes en la transmisión de la información, un aspecto del capital social como se argumentó anteriormente, la red desigualitaria es en cualquier caso de menor coste que la red al azar, siendo ésta a su vez más “económica” que la igualitaria porque posee menos densidad de red. Es decir, las tres redes pueden poseer las mismas prestaciones, pero la red desigualitaria supone menor esfuerzo en su

construcción y mantenimiento que la red al azar, y ésta a su vez implica aún menor esfuerzo que la igualitaria.

Estos resultados permiten examinar tanto la tesis de Putnam sobre el asociacionismo cívico y el progreso democrático como la tesis de Fukuyama sobre el asociacionismo ciudadano y el desarrollo económico bajo una perspectiva diferente. Los argumentos de ambos autores podrían ser resumidos de la siguiente manera:

premisa 1: el aumento del asociacionismo implica un aumento de capital social.

premisa 2: el crecimiento del capital social conlleva una mejora del funcionamiento democrático y del desarrollo económico.

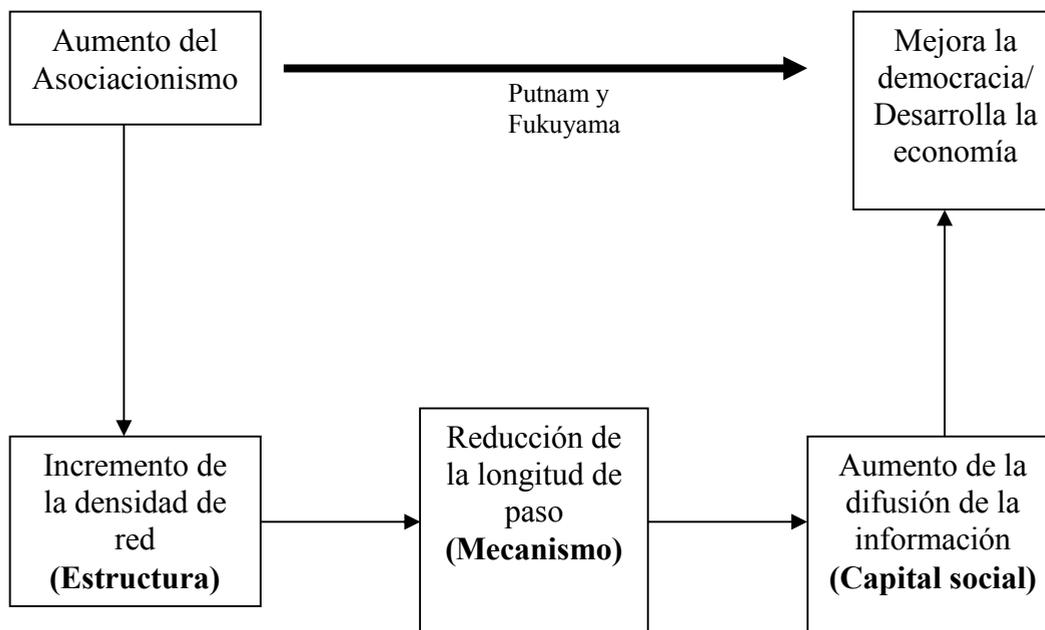
conclusión: el aumento del asociacionismo fomenta la democracia y la economía.

Los resultados de estos experimentos afectan a la primera premisa y, por tanto, a la conclusión, pero no dicen nada acerca de la segunda premisa. Dichos resultados sugieren que se puede fomentar la democracia y la economía sin tener necesariamente que elevar el nivel del asociacionismo; es decir, se puede fomentar el capital social y, por tanto, según la premisa 2, mejorar la democracia y la economía sin tener que incrementar necesariamente la densidad. La estructura de la red, una contribución que tanto Putnam como Fukuyama no han considerado de manera explícita, también influye en la difusión de la información, y, por tanto, en la génesis de capital social (González 2006). Así pues, se puede aumentar los niveles de capital social variando el tipo de estructura y no necesariamente incrementando la densidad como defenderían Putnam y Fukuyama. Por consiguiente, el vínculo entre el nivel de asociacionismo, redes sociales y capital social no parece tan sencillo como asumen algunas teorías sobre el capital social.

Además, ambas tesis podrían ser esquematizadas, utilizando los términos empleados en este trabajo de investigación, como se indica en la siguiente figura 6.2.

Figura 6.2

Tesis de Putnam y Fukuyama



Fuente: elaboración propia

En resumen, estos experimentos han proporcionado “datos” difíciles o imposibles de conseguir en la investigación empírica. Con dichos datos se ha podido enjuiciar la premisa 1 de los argumentos de Putnam y Fukuyama, y, por tanto, sus conclusiones. Los resultados de estos experimentos indican que aunque las tesis de ambos autores no son falsas, no llegan a explorar del todo el complejo vínculo entre redes sociales y capital social.

6.2 Análisis del impacto de la densidad de red en el coeficiente de clustering en diferentes configuraciones de red

En esta segunda serie de experimentos se investiga cómo afecta la densidad de red en el coeficiente de clustering, y, por tanto, como se argumentó en el capítulo IV (epígrafe 4.4b, página 130), en la confianza y en las relaciones de reciprocidad, en distintas estructuras de redes sociales complejas simuladas. De esta manera se podrá observar en qué tipo de red los individuos toman sus decisiones con más confianza y poseen relaciones de reciprocidad, y, por tanto, cuál puede poseer más capital social.

a) Redes igualitaria

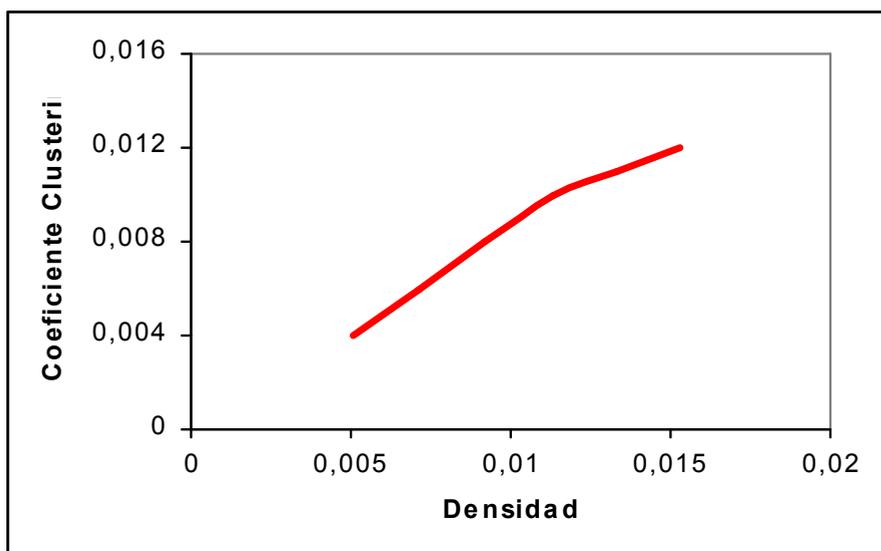
En las redes igualitarias todos los agentes poseen el mismo número de vínculos. Obtengo seis redes igualitarias diferentes caracterizadas por el número de vínculos que poseen los agentes. Los resultados de estos experimentos están resumidos en la tabla 6.5 y en la gráfica 6.7.

Tabla 6.5
Propiedades de las redes igualitarias

Número de vínculos por agente (W)	Densidad de red (D)	Coefficiente de Clustering (C)
1	0,0051	0,004
2	0,0071	0,006
3	0,0092	0,008
4	0,0113	0,010
5	0,0133	0,011
6	0,0153	0,012

Fuente: elaboración propia

Gráfica 6.7
Curva del Coeficiente de Clustering
en función de la Densidad en redes igualitarias



Fuente: elaboración propia

Los resultados para las redes igualitarias muestran que a medida que crece el número de vínculos, y, por consiguiente, aumenta la densidad, se eleva el coeficiente de clustering de la red; y si aumenta dicho coeficiente, se incrementa la confianza, y, por tanto, puede aumentarse las relaciones de reciprocidad entre los agentes de dicha red, es decir, puede elevarse el capital social.

b) Redes al azar

En las redes al azar, el número de vínculos aleatorios que establece cada agente con otros es asignado al azar, de forma que la frecuencia de agentes con el mismo número de vínculos es similar, como ya se señaló en la gráfica anterior 6.3 (página 172). Los resultados de esta nueva serie de experimentos se muestran en la tabla 6.6 y en la gráfica 6.8 (página 181).

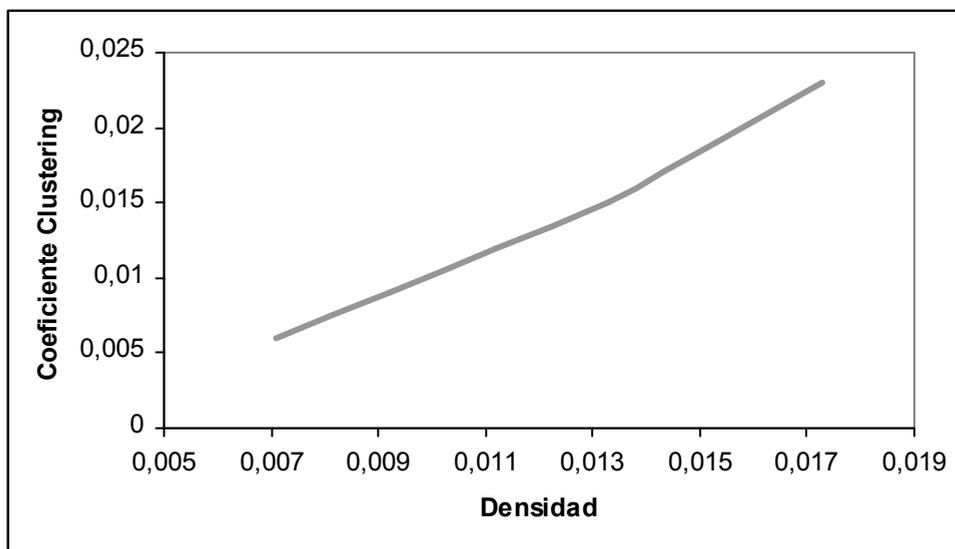
Estos resultados también señalan que a medida que se eleva el número de vínculos, y, por tanto, se incrementa la densidad, aumenta el coeficiente de clustering de la red; y si se incrementa dicho coeficiente, se eleva la confianza y la reciprocidad entre los agentes de la red, esto es, aumenta el capital social.

Tabla 6.6
Propiedades de las redes al azar

Número vínculos aleatorios (<i>W</i>)	Densidad de la red (<i>D</i>)	Coefficiente de Clustering (<i>C</i>)
Hasta 3	0,0071	0,006
Hasta 5	0,0092	0,009
Hasta 7	0,0112	0,012
Hasta 9	0,0133	0,015
Hasta 11	0,0153	0,019
Hasta 13	0,0173	0,023

Fuente: elaboración propia

Gráfica 6.8
Curva del coeficiente de clustering
en función de la densidad en redes al azar



Fuente: elaboración propia

c) Redes desigualitaria

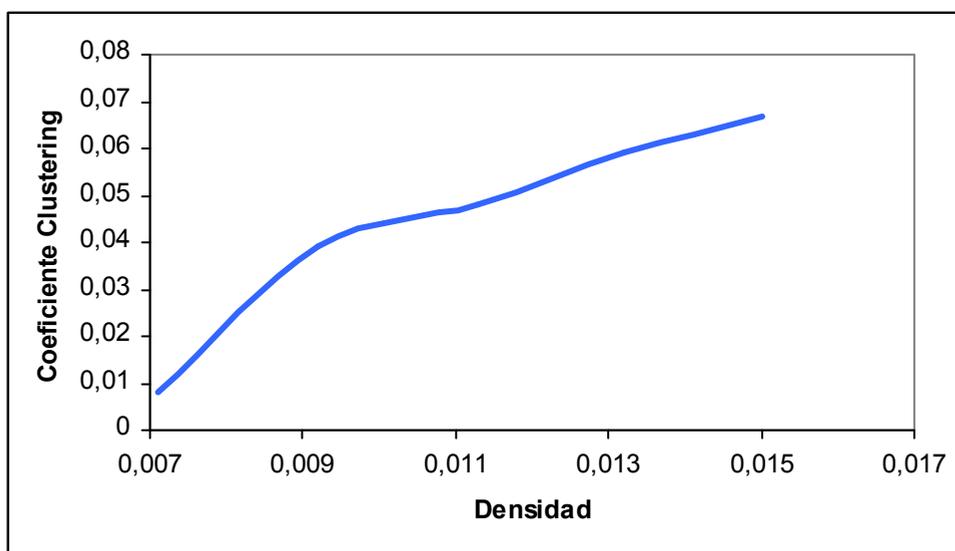
En las redes desigualitarias la distribución de vínculos aleatorios sigue una distribución power-law, como ya se indicó en la gráfica 6.4 (página 174). Los resultados de esta serie de experimentos se resumen en la tabla 6.7 y en la gráfica 6.9 (página 182).

Tabla 6.7
Propiedad de las redes desigualitarias

Vínculos aleatorios del último 10 % de la población	Densidad de la red (D)	Coefficiente de Clustering (C)
7	0.0071	0,008
16	0.0092	0,039
20	0.0113	0,048
23	0.0132	0,059
30	0.0150	0,067

Fuente: elaboración propia

Gráfica 6.9
Curva del coeficiente de clustering
en función de la densidad en redes desigualitarias



Fuente: elaboración propia

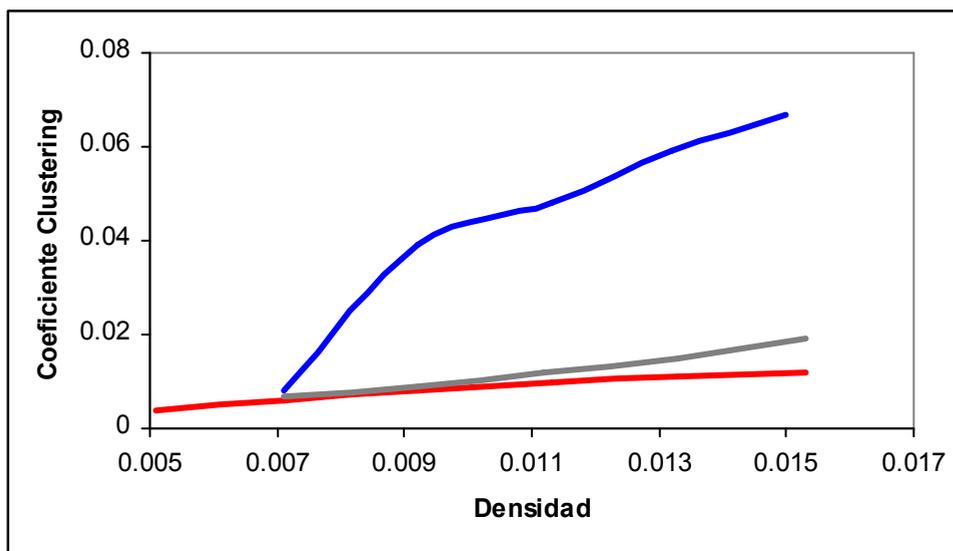
Estos resultados vuelven a ilustrar que el aumento del número de vínculos, y, por tanto, de la densidad, incrementa el coeficiente de clustering; y si se eleva dicho coeficiente, aumenta la confianza y, por consiguiente, pueden incrementarse las relaciones de reciprocidad, esto es, puede aumentar el capital social.

d) Conclusiones

Si se compara las tres redes utilizadas en esta simulación: la igualitaria, la del azar y la desigualitaria (gráfica 6.10, página 183), podemos observar algunos resultados sugerentes: para una misma densidad, el coeficiente de clustering de las redes igualitarias (color rojo) es menor que la de las redes al azar (color gris), y ésta a su vez es menor que el coeficiente de clustering de las redes desigualitaria (color azul). Esto quiere decir que una red igualitaria (todos los nodos con el mismo número de vínculos) los individuos poseen menos confianza y pueden tener menos relaciones de reciprocidad que una red al azar (distribución aleatoria del número de vínculos), y ésta a su vez menos que una desigualitaria (distribución *power-law* de vínculos). Así pues, una red desigualitaria, *ceteris paribus*, puede generar más capital social que una red al azar que tenga la misma densidad de red, y ésta a su vez puede generar más capital social que una red igualitaria con el mismo número de vínculos. Estos experimentos vuelven a

mostrar que lo importante no es tanto cuántos individuos estén conectados entre sí (la densidad), sino cómo se distribuyen los vínculos entre los individuos (la estructura).

Gráfica 6.10
Comparación de las tres curvas



Fuente: elaboración propia

Asimismo, podemos observar también en la gráfica 6.10 que para un mismo coeficiente de clustering de red, la densidad de la red desigualitaria es menor que la densidad de la red al azar, y ésta a su vez menor que la de la red igualitaria. Por lo tanto, si las tres redes son iguales de eficientes en la génesis de confianza y en la promoción de capital social, la red desigualitaria es de menor coste que la red al azar, y ésta a su vez es más “económica” que la igualitaria porque posee menos densidad de red. Es decir, las tres redes pueden poseer las mismas prestaciones, pero la red desigualitaria requiere menos esfuerzo que la red al azar, y ésta a su vez supone menor coste que la igualitaria.

Estos resultados permiten revisar las tesis de Bourdieu y Coleman sobre la relación entre los grupos densos y cerrados, por un lado, y la cooperación y la seguridad, por otro, bajo una óptica diferente. Los argumentos de ambos autores podrían ser resumidos de la siguiente manera:

premisa 1: comunidades más densas y cerradas implican un aumento de capital social.

premisa 2: la elevación del capital social supone un incremento en la cooperación y la seguridad.

conclusión: comunidades más densas y cerradas fomentan la cooperación y la seguridad.

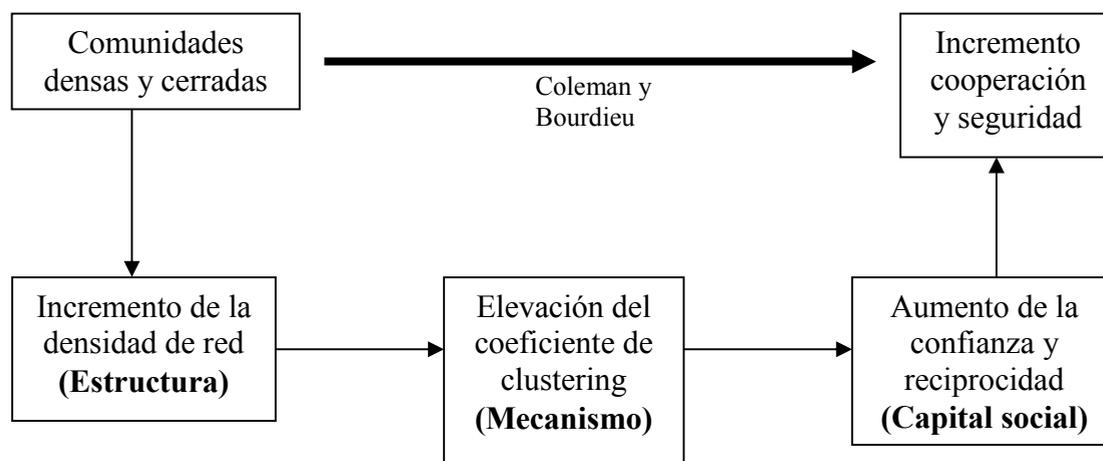
Los resultados de estos experimentos afectan a la primera premisa y, por tanto, a la conclusión, pero no dicen nada acerca de la segunda premisa. Dichos resultados sugieren que se puede fomentar la cooperación y la seguridad sin tener necesariamente que elevar la densidad de comunidades cerradas. La estructura de la red también afecta a la confianza y la reciprocidad, y, por consiguiente, a promoción de la cooperación y la seguridad. Como se ha mostrado en estos experimentos, se puede incrementar los niveles de capital social variando el tipo de estructura y no necesariamente elevando la densidad, como quizás afirmarían Bourdieu y Coleman. Así pues, el lazo entre el grado de “closure”, redes sociales y capital social, cooperación y seguridad parece más complejo de lo que algunas teorías sobre el capital social apuntan.

Los experimentos realizados hasta este momento son importantes porque muestran que la dinámica que tiene lugar dentro de las redes puede depender de la estructura de dichas redes. Señalan que un aumento en el flujo y la calidad de la información (primera serie de experimentos) o un incremento de la confianza y reciprocidad (segunda serie de experimentos), es decir, una elevación del capital social, no se consigue necesariamente aumentando la densidad de la red. En definitiva, todos estos experimentos virtuales sugieren que se puede modificar la estructura topológica de las redes sociales para incrementar los niveles de capital social sin tener que cambiar la densidad de red.

Por último, ambas tesis podrían ser esquematizadas -utilizando los conceptos usados en este trabajo de investigación- como se señala en la siguiente figura 6.3.

Figura 6.3

Tesis de Coleman y Bourdieu



Fuente: elaboración propia

6.3 Análisis del efecto de diversas estructuras de red en la velocidad de difusión de la información

Para ilustrar de otra manera cómo la estructura de una red afecta a su propia dinámica interna se puede realizar un nuevo experimento. En esta ocasión, a cada agente se le da un atributo con dos posibles valores, 0 ó 1: 0 podría representar la siguiente información “los atentados fueron obra del terrorismo etarra”, y 1 podría representar otra información “los atentados fueron realizados por el terrorismo de Al-Qaeda”. Inicialmente todos los agentes de la red poseen el atributo de valor 0, y sólo un único agente, elegido al azar, tiene el atributo de valor 1, independientemente del valor de verdad de la información. Este agente puede luego transmitir la idea a los agentes vinculados a él, y así sucesivamente hasta que toda la población de la red tenga el atributo 1.

En estos experimentos vamos a investigar cómo distintas estructuras de redes, es decir, diferentes distribuciones de vínculos influyen en la velocidad de difusión de la información a través de dichas redes. Las redes con mayores velocidades de difusión, como se argumentó en el capítulo IV (epígrafe 4.4a, página 135) tendrán más capital social.

a) Redes igualitarias

Las redes sociales igualitarias están constituidas por individuos que poseen el mismo número de vínculos, es decir, todos los agentes tienen los mismos canales de comunicación. El programa creará dos redes artificiales con diferentes densidades e investigará el número de pasos o iteraciones necesarios para que la información llegue a toda la población. Los resultados se resumen en las tablas 6.8 y 6.9, y en la gráfica 6.11.

Tabla 6.8

Red igualitaria de densidad = 0,0071 ($W = 2$)

Iteración	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Agentes informados	1	3	7	18	51	123	263	414	484	488
% de informados	0,2	0,6	1,4	3,7	10,5	25,2	53,9	84,8	99,2	100

Fuente: elaboración propia

Tabla 6.9

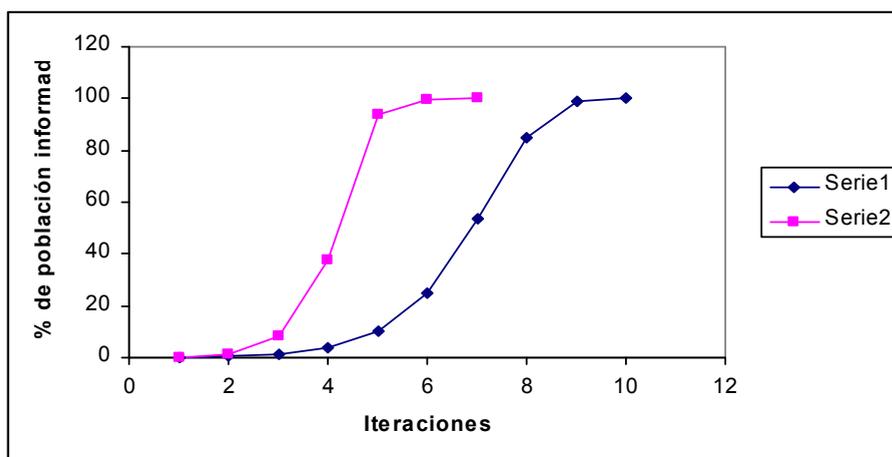
Red igualitaria de densidad = 0,0133 ($W = 5$)

Iteración	1	2	3	4	5	6	7
Agentes informados	1	7	39	185	458	487	488
% informados	0,2	1,4	8	37,9	93,9	99,8	100

Fuente: elaboración propia

Gráfico 6.11

**Velocidad de difusión
en redes igualitarias**



Fuente: elaboración propia

La serie 1 representa una red igualitaria de densidad $D = 0,0071$ cuyo número de vínculos por agente $W = 2$, mientras que la serie 2 representa otra red igualitaria de mayor densidad $D = 0,0133$ y de mayor número de vínculos por agente $W = 5$. Los resultados indican que en la red de menor densidad la información se difunde más lentamente que en la red con mayor densidad, es decir, la primera red posee menos capital social que la segunda.

b) Redes al azar

Las redes sociales al azar son aquellas redes donde el número de canales de comunicación de los individuos, es decir, el número de vínculos de los agentes de la red es asignado al azar. La frecuencia de los agentes con el mismo número de vínculos es, entonces, similar. El programa genera dos redes artificiales con distintas densidades para posteriormente examinar el número de pasos o iteraciones necesarios para que la información se extienda a toda la población. Los resultados se muestran en las tablas 6.10 y 6.11, y en la gráfica 6.12 (página 188).

Tabla 6.10

Red al azar de densidad = 0,0071 (hasta 3)

Iteración	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Agentes informados	1	5	14	38	113	262	417	482	488
% de informados	0,2	1	2,9	7,8	23,2	53,7	85,5	98,8	100

Fuente: elaboración propia

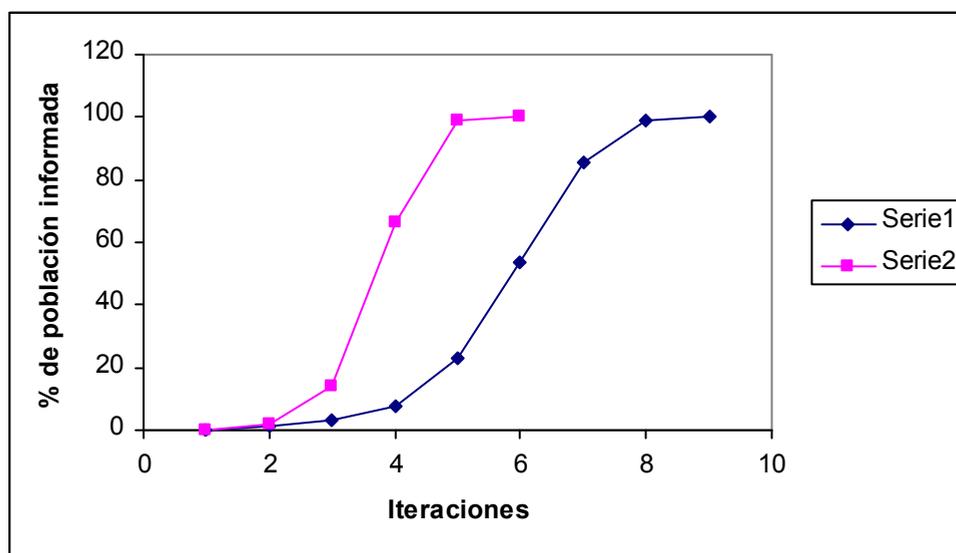
Tabla 6.11

Red al azar de densidad = 0,0133 (hasta 9)

Iteración	1	2	3	4	5	6
Agentes informados	1	7	39	185	458	487
% informas	0,2	1,4	8	37,9	93,9	99,8

Fuente: elaboración propia

Gráfico 6.12
Velocidad de difusión
en redes caóticas



Fuente: elaboración propia

La serie 1 representa una red al azar de densidad $D = 0,0071$ y de hasta 3 vínculos por agente, mientras que la serie 2 representa otra red al azar de mayor densidad $D = 0,0133$ y de hasta 9 vínculos por agente. Los resultados muestran que en la red de mayor densidad la información se difunde más rápidamente que en la red con menor densidad, es decir, la red con mayor densidad posee más capital social que la de menor densidad.

c) Redes desiguilarias

En las redes sociales desiguilarias, la distribución de los vínculos es desigual. Dicha distribución sigue una función power-law. En estas redes nos encontramos con un número reducido de agentes con muchos vínculos y una gran mayoría con pocos. El programa crea dos redes artificiales con diferentes densidades con el objetivo de analizar el número de pasos o iteraciones necesarios para que la información alcance a toda la población. Los resultados se indican en las tablas 6.12, 6.13 y en la gráfica 6.13 (página 189).

Tabla 6.12
Red desigualitaria
de densidad = 0,0071 (10% con 7 vínculos)

Iteración	1	2	3	4	5	6	7	8
Agentes informados	1	10	32	100	237	426	485	488
% de informados	0,2	2	6,6	20,5	48,6	87,3	99,4	100

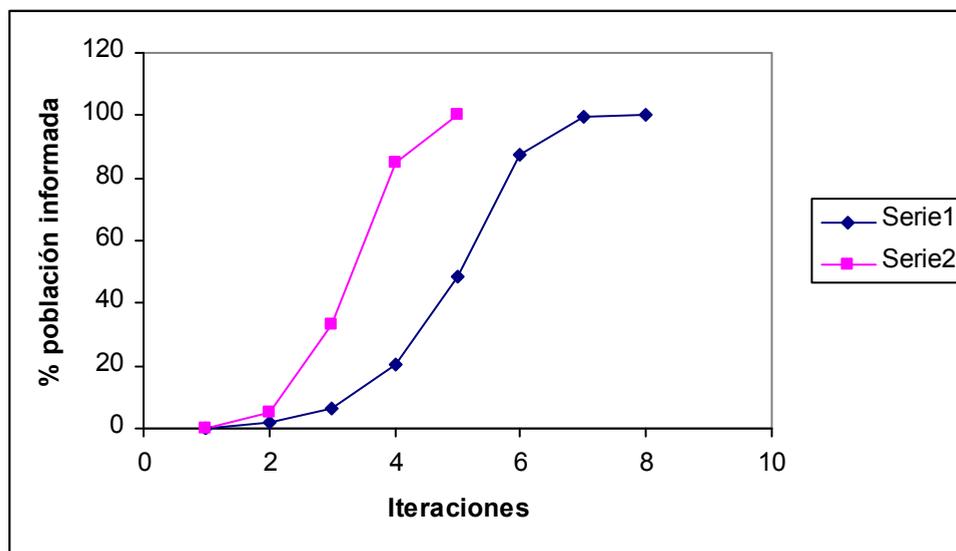
Fuente: elaboración propia

Tabla 6.13
Red desigualitaria
de densidad = 0,0133 (10% con 23 vínculos)

Iteración	1	2	3	4	5
Agentes informados	1	25	163	413	488
% informas	0,2	5,1	33,4	84,6	100

Fuente: elaboración propia

Gráfico 6.13
Velocidad de difusión
en redes desigualitarias



Fuente: elaboración propia

La serie 1 representa una red desigualitaria de densidad $D = 0,0071$, con un 10 % de población de agentes con más 7 vínculos, mientras que la serie 2 representa otra red

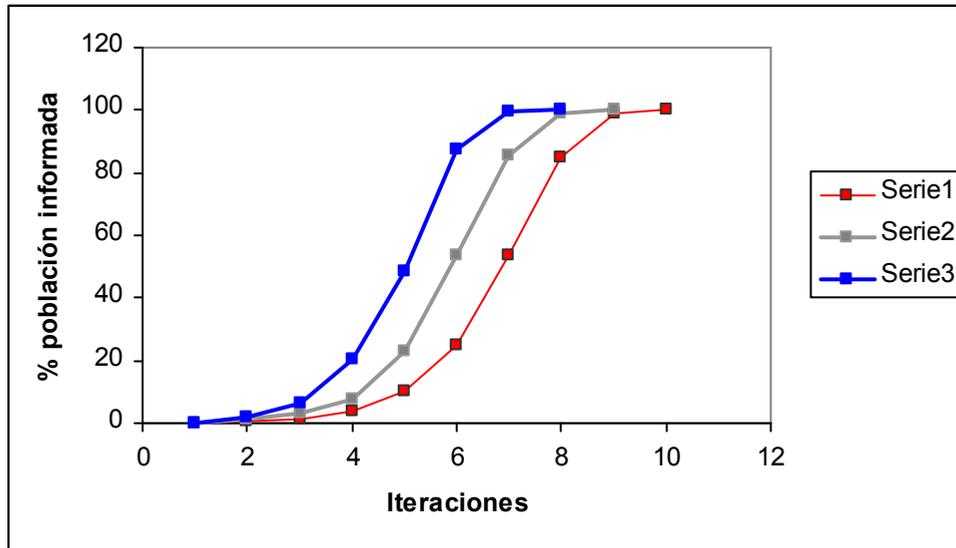
desigualitaria de densidad $D = 0,0133$, con un 10 % de población con más 23 vínculos. Los resultados ilustran otra vez que en la red de mayor densidad la información difunde más rápidamente, y, por tanto, posee más capital social que en la red con menor densidad.

d) Conclusiones del experimento

Si se contrastan redes de igual densidad y de diferente estructura (gráficas 6.14 y 6.15, página 191) se puede observar cómo las estructuras de las redes influyen significativamente en los procesos dinámicos que tienen lugar en el seno de dichas redes. Dichos resultados muestran cómo diferentes configuraciones en la distribución de los vínculos afectan a la velocidad de difusión de la información, y, por tanto, en el capital social, como se argumentó en el capítulo IV (epígrafe 4.4a, página 135). En ambas gráficas, las series 1 se corresponden con las redes igualitarias (color rojo), las series 2 representan a las redes al azar (color gris) y las series 3 conciernen a las redes desigualitarias (color azul). Se puede observar cómo la información difunde más rápidamente en las redes desigualitarias (distribución *power-law* de los vínculos) que en las redes al azar (distribución aleatoria del número de vínculos), y en éstas a su vez con más velocidad que en las igualitarias (todos los nodos con el mismo número de vínculos). Así pues, una red desigualitaria, *ceteris paribus*, produce más capital social que una red al azar que tenga la misma densidad de red, y ésta a su vez crea más capital social que una red igualitaria con el mismo número de vínculos. Estos experimentos vuelven a mostrar que lo importante no es tanto cuántos individuos están conectados entre sí (la densidad), sino cómo se distribuyen los vínculos entre los agentes (la estructura de red).

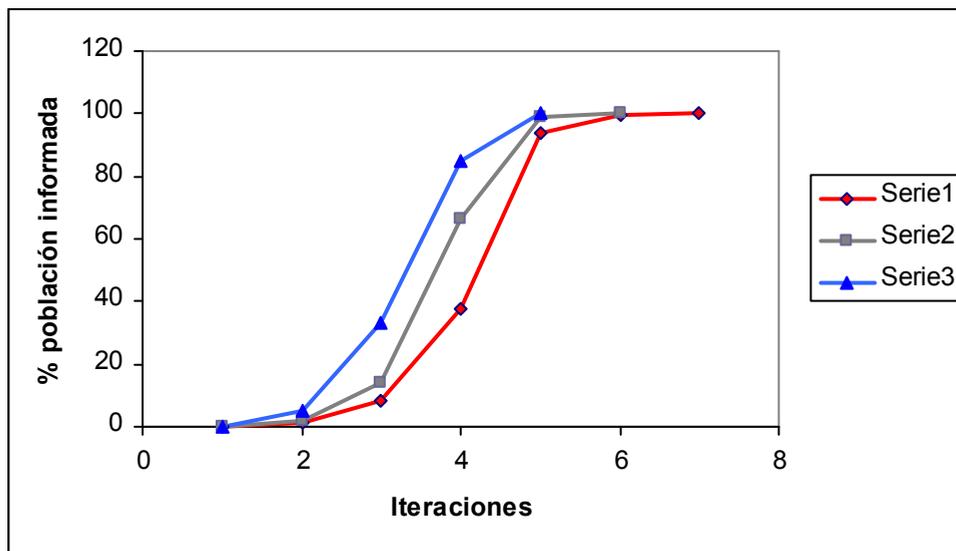
Por otro lado, también podemos observar en las gráficas 6.14 y 6.15 (página 191) que para un mismo % de población informada, el número de iteraciones de la red desigualitaria es menor que el número de iteraciones de la red al azar, y éste a su vez es menor que el de la red igualitaria. Por lo consiguiente, si el número de personas informadas es el mismo, la red desigualitaria requiere menos tiempo en la difusión de la información que la red al azar, y ésta a su vez es más rápida en la difusión que la igualitaria.

Gráfico 6.14
Velocidad de difusión
en las tres redes de baja densidad



Fuente: elaboración propia

Gráfico 6.15
Velocidad de difusión
en las tres redes de alta densidad



Fuente: elaboración propia

Estos resultados permiten valorar tanto la tesis de Burt sobre los puentes estructurales e ideas novedosas como la tesis de Granovetter acerca de los vínculos débiles y el hallazgo de empleo desde un enfoque diferente. Los argumentos de ambos autores podrían ser resumidos de la siguiente forma:

premisa 1: el aumento de vínculos débiles o de puentes estructurales implica un aumento de capital social.

premisa 2: la elevación del capital social conlleva mejores ideas y logro de empleo.

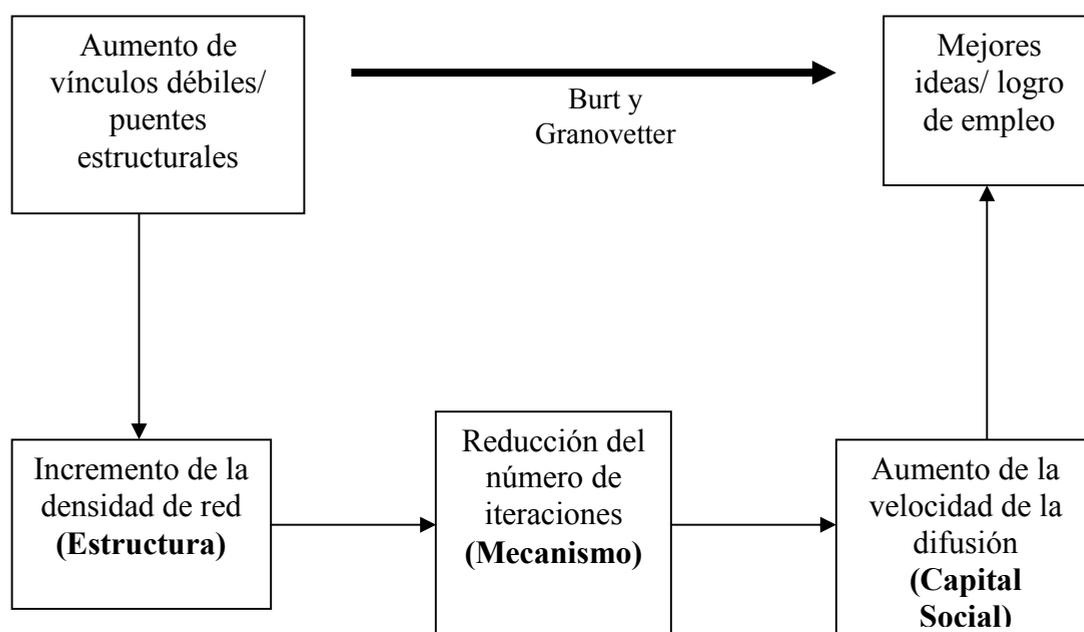
conclusión: el aumento de vínculos débiles o de puentes estructurales fomenta mejores ideas y logro de empleo.

Los resultados de estos experimentos afectan a la primera premisa y, por tanto, a la conclusión, pero no dicen nada acerca de la segunda premisa. Dichos resultados sugieren que se puede fomentar mejores ideas y logro de empleo sin tener necesariamente que elevar la densidad de vínculos débiles o de puentes estructurales. La estructura de la red también afecta a la velocidad con que la información se difunde por la red, y, por consiguiente, al hallazgo de empleo y la adquisición de nuevas ideas. Como se ha demostrado en estos experimentos, no sólo la densidad de red influye en la velocidad de difusión de la información que atraviesan las redes, como afirmarían Burt y Granovetter, sino también la configuración en la distribución de vínculos (la estructura). Es decir, se pueden aumentar los niveles de capital social variando el tipo de estructura y no necesariamente incrementando la densidad.

Además, ambas tesis podrían ser resumidas, utilizando los conceptos empleados en este trabajo, como se señala en la figura 6.4.

Figura 6.4

Tesis de Burt y Granovetter



Fuente: elaboración propia

Todos los experimentos de simulación con redes sociales artificiales realizados hasta ahora han suministrado una serie de “datos”, difíciles de obtener en la investigación empírica, que han permitido no sólo evaluar las tesis de los teóricos del capital social, sino también poder proponer un mecanismo que explique cómo la estructura de las redes influye en la dinámica que tienen lugar dentro de ellas.

6.4 Análisis del impacto del grado de desigualdad de la distribución de vínculos en la longitud media de paso

Esta serie de experimentos trata de investigar de manera diferente a los anteriores cómo la estructura de una red afecta a su propia dinámica interna. En este caso, se intenta analizar cómo el índice de Gini de la distribución de vínculos de una red influye en la longitud media de paso de dicha red. Es importante recordar que el índice de Gini se podría considerar como una medida de la desigualdad en capital social. Así pues, se pretende investigar cómo el grado de desigualdad influye en la longitud media de paso de red, y, por tanto, en la difusión de la información y en su calidad, es decir, en la generación de capital social.

a) Redes deficitarias

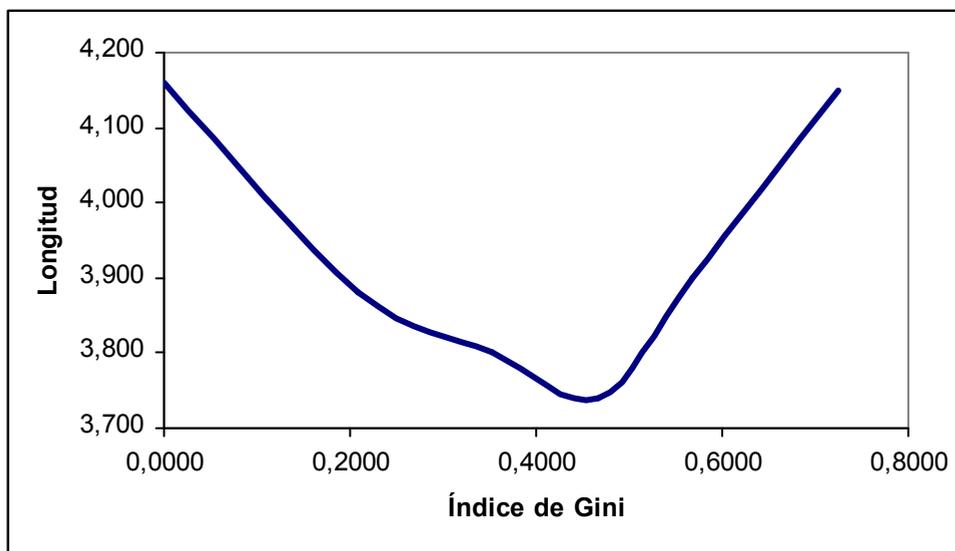
Las redes sociales deficitarias son aquellas cuyas densidades son muy bajas ($D = 2\%$), es decir, aquellas en las que cada agente tiene por término medio 12 vínculos. El programa crea redes artificiales con dicha densidad y con diferentes índices de Gini. Los resultados se resumen en la tabla 6.14 y en la gráfica 6.16 (página 194).

Tabla 6.14
Redes deficitarias
de densidades aproximadas a 0,0208

Índice Gini (IG)	0	0,2085	0,3525	0,4677	0,5676	0,7253
Longitud (L)	4,160	3,880	3,810	3,740	3,900	4,150

Fuente: elaboración propia

Gráfica 6.16
Curva de la longitud en función
del índice de Gini en redes deficitarias



Fuente: elaboración propia

Algunas conclusiones interesantes pueden ser extraídas de este experimento: se puede observar la existencia de un índice de Gini (46,77%) para el cual la longitud media de paso de red es mínima, y, por tanto, el flujo de información que recorre la red es máximo, es decir, existe un índice de Gini óptimo que genera un capital social máximo. Esto quiere decir que, para una densidad dada, existe un tope físico que no se puede superar en la transmisión de la información. Esto es, para índices de Gini superiores o inferiores a dicho tope la velocidad en la transmisión de la información es siempre menor.

b) Redes desarrolladas

Las redes sociales desarrolladas son aquellas cuyas densidades son relativamente altas ($D = 3\%$), es decir, aquellas en las que cada agente tiene por término medio 18 vínculos. El programa construye redes artificiales con dicha densidad y con diferentes índices de Gini. Los resultados se muestran en la tabla 6.15 y en la gráfica 6.17 (página 195).

En este experimento también se puede observar la existencia de un índice de Gini (52,56%) para el cual la longitud media de paso de red es mínima, y, por tanto, la

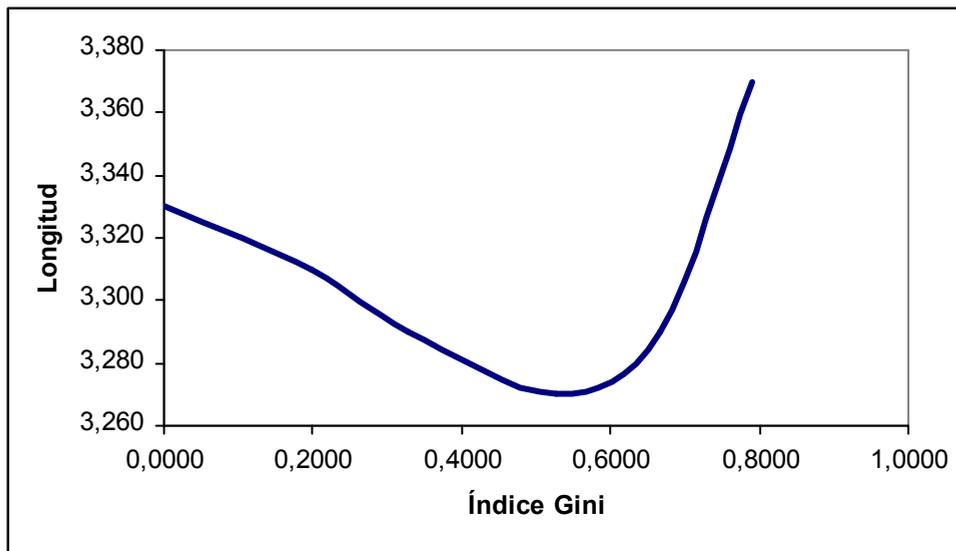
difusión de la información es máxima, esto es, existe un índice de Gini óptimo que produce un capital social máximo. Esto significa que existe un techo físico que no se puede superar en la génesis de capital social. Por tanto, para índices de Gini superiores o inferiores a dicho techo la producción de capital social es siempre menor.

Tabla 6.15
Redes desarrolladas
de densidad aproximadas a 0,0308

Índice Gini (IG)	0	0,1997	0,3280	0,5256	0,6667	0,7914
Longitud (L)	3,330	3,310	3,290	3,270	3,290	3,370

Fuente: elaboración propia

Gráfica 6.17
Curva de la longitud en función
del índice de Gini en redes desarrolladas



Fuente: elaboración propia

c) Redes opulentas

Las redes sociales opulentas son aquellas redes cuyas densidades son altas ($D = 4\%$), es decir, aquellas en las que cada agente tiene por término medio 24 vínculos. El

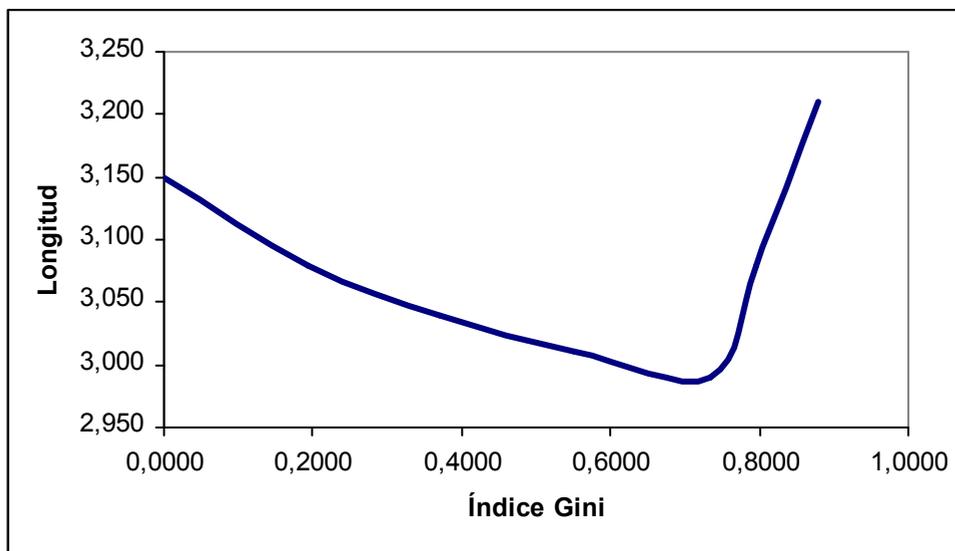
programa forma redes artificiales con dicha densidad y con diferentes índices de Gini. Los resultados se esquematizan en las tabla 6.16 y en la gráfica 6.18.

Tabla 6.16
Redes opulentas
de densidad aproximadas a 0,0400

Índice Gini (IG)	0	0,1940	0,3721	0,5519	0,7333	0,7961	0,8802
Longitud (L)	3,150	3,080	3,040	3,010	2,990	3,080	3,210

Fuente: elaboración propia

Gráfica 6.18
Curva de la longitud en función
del índice de Gini en redes opulentas



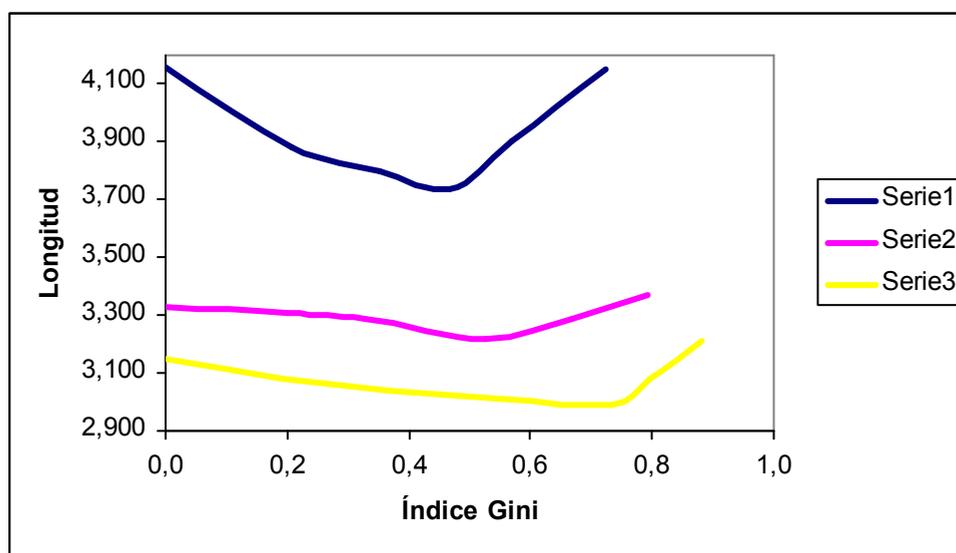
Fuente: elaboración propia

En este experimento nuevamente podemos distinguir la existencia de un índice de Gini (73,33%) para el cual la longitud media de paso de red es mínima, y, por tanto, la propagación de la información es máxima: existe un índice de Gini óptimo que origina un capital social máximo.

d) Conclusiones del experimento

Al comparar las tres redes en la gráfica 6.19: la deficitaria, la desarrollada y la opulenta, podemos observar que para un mismo índice de Gini, la longitud media de la curva de las redes deficitarias (color azul) es mayor que la de las redes desarrolladas (color añil), y ésta a su vez es mayor que la de las opulentas (color amarillo). Esta observación no resulta extraña puesto que las redes deficitarias poseen menos densidad que las desarrolladas, y éstas a su vez menos que las opulentas. Así pues, se puede afirmar que las redes opulentas transmiten la información con más rapidez que las redes desarrolladas, y éstas a su vez con mayor celeridad que las redes deficitarias. Es decir, las redes opulentas, *ceteris paribus*, poseen más capital social que las redes desarrolladas y las redes deficitarias, y, por tanto, poseen mayores ventajas públicas y privadas.

Gráfica 6.19
Comparación de las tres curvas



Fuente: elaboración propia

Otro resultado interesante es que a medida que aumenta la densidad, y, por tanto, pasamos desde la primera serie (redes deficitarias) hasta la última serie (redes opulentas), el índice de Gini óptimo se desplaza hacia la derecha. Esto quiere decir que cuanto mayor sea la densidad de una red, mayor será el grado de desigualdad en la distribución de vínculos débiles que se requiere para que la propagación de la información sea máxima.

Los teóricos del capital social tienen razón cuando indican que un aumento del nivel de asociacionismo, “closure”, número de vínculos débiles o puentes estructurales, es decir, un incremento de la densidad de red, lleva a una elevación del capital social. Sin embargo, estos experimentos ilustran que lo importante no es sólo cuántos agentes estén vinculados entre sí (la densidad), sino también la desigualdad en la distribución de vínculos entre los individuos (el índice de Gini). Dicho con otras palabras, se puede aumentar los recursos de capital social sin tener necesariamente que elevar la densidad, es decir, podemos conseguir un aumento de capital social variando el índice de Gini.

La literatura sobre capital social ha mostrado que en numerosos casos el número de vínculos que tienen los individuos en las redes sociales puede ser aproximadamente igual al la cantidad de capital social que poseen dichos individuos (Coleman 1988). De este modo, la desigualdad en la distribución de vínculos -que puede ser medida por el índice de Gini de dicha distribución- significa desigualdad en capital social. Asimismo, otros autores han argumentado que la desigualdad en capital social está relacionada con la desigualdad social (Lin 2001). Por consiguiente, estos resultados sugieren una importante conclusión: la desigualdad social influye en la creación de capital social.

6.5 Análisis del efecto del grado de desigualdad de la distribución de vínculos en el coeficiente de clustering

Este conjunto de experimentos pretende analizar cómo el índice de Gini de la distribución de vínculos débiles de una red afecta al coeficiente de clustering de dicha red. Así pues, se intenta investigar cómo el grado de desigualdad en la distribución de vínculos influye en la confianza y en la reciprocidad, es decir, en el capital social.

a) Redes deficitarias

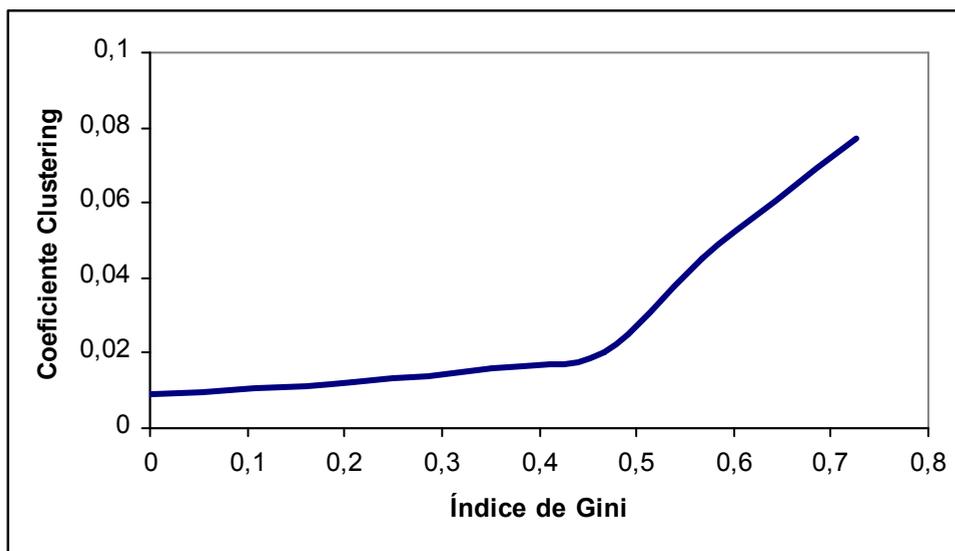
Las redes artificiales deficitarias son aquellas cuyas densidades son bastante bajas ($D = 2\%$), es decir, aquellas donde los agentes tiene muy pocos vínculos. El programa generará redes artificiales con dicha densidad y con diferentes índices de Gini. Los resultados se resumen en la tabla 6.17 y en la gráfica 6.20 (página 199).

Tabla 6.17
Redes deficitarias
de densidades aproximadas a 0,0208

Índice Gini (IG)	0	0,2085	0,3525	0,4677	0,5676	0,7253
Clustering (C)	0,009	0,012	0,016	0,020	0,045	0,077

Fuente: elaboración propia

Gráfica 6.20
Curva del coeficiente de clustering en función
del índice de Gini en redes deficitarias



Fuente: elaboración propia

En la gráfica anterior podemos observar la existencia de un índice de Gini (46,77%) a partir del cual el coeficiente de clustering, y, por tanto, la confianza y la reciprocidad, aumentan extraordinariamente cuando aumenta dicho índice. Para valores más bajos de este índice de Gini, el coeficiente de clustering apenas se incrementa cuando se eleva tal índice. Esto significa que la génesis de capital social, a partir de cierto grado de desigualdad en la distribución de vínculos débiles en la red, es especialmente sensible a los cambios del índice de Gini.

b) Redes desarrolladas

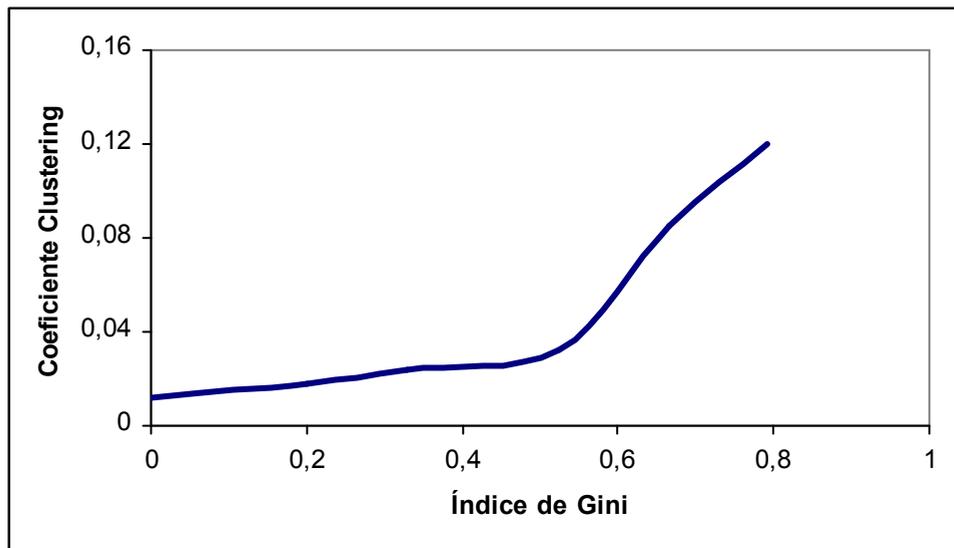
Las redes sociales desarrolladas son aquellas cuyas densidades son relativamente altas ($D = 3\%$). El programa establecerá redes artificiales con dicha densidad y con diferentes índices de Gini. Los resultados se muestran en la tabla 6.18 y en la gráfica 6.21.

Tabla 6.18
Redes desarrolladas
de densidad aproximadas a 0,0308

Índice Gini (<i>IG</i>)	0	0,1997	0,3280	0,5256	0,6667	0,7914
Clustering (<i>C</i>)	0,012	0,018	0,024	0,032	0,085	0,120

Fuente: elaboración propia

Gráfica 6.21
Curva del Coeficiente de Clustering en función
del índice de Gini en redes desarrolladas



Fuente: elaboración propia

En esta gráfica también podemos advertir la existencia de un índice de Gini (52,56%) a partir del cual el coeficiente de clustering, es decir, la confianza social y la reciprocidad aumentan notablemente cuando se eleva dicho índice. Así pues, la génesis

de capital social, a partir de cierto grado de desigualdad en la distribución de vínculos débiles en la red, es muy acusada cuando se incrementa tal índice de Gini.

c) Redes opulentas

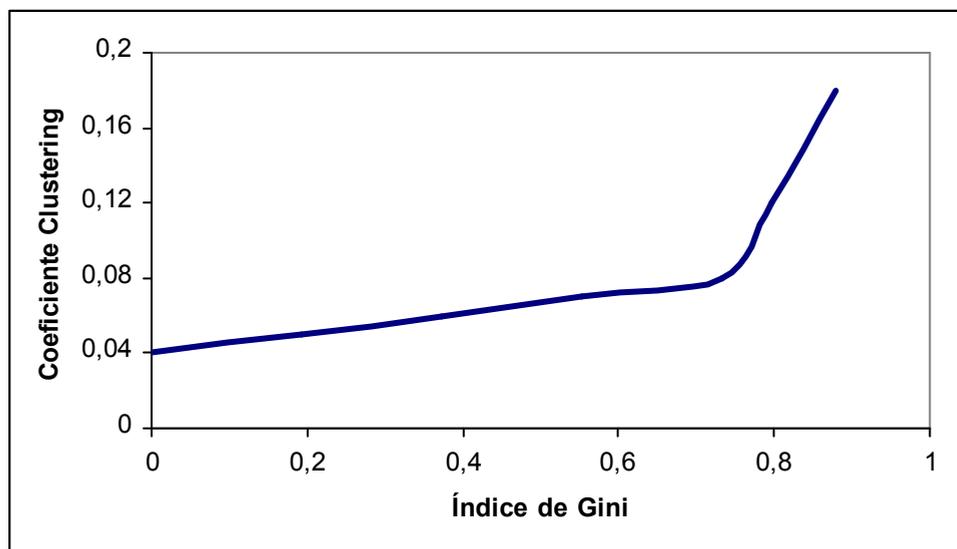
Las redes sociales opulentas son aquellas cuyas densidades son muy altas ($D = 4\%$). El programa crea redes artificiales con dicha densidad y con diferentes índices de Gini. Los resultados se esquematizan en la tabla 6.19 y en la gráfica 6.22.

Tabla 6.19
Redes opulentas
de densidad aproximadas a 0,040

Índice Gini (IG)	0	0,1940	0,3721	0,5519	0,7333	0,7961	0,8802
Clustering (C)	0,040	0,050	0,060	0,070	0,080	0,120	0,180

Fuente: elaboración propia

Gráfica 6.22
Curva del Coeficiente de Clustering en
función del índice de Gini en redes opulentas



Fuente: elaboración propia

En esta gráfica nuevamente podemos percibir la existencia de un índice de Gini (73,33%) a partir del cual el coeficiente de clustering, esto es, la confianza y la reciprocidad, aumentan intensamente cuando se eleva dicho índice. Así pues, la creación de capital social, a partir de cierto grado de desigualdad en la distribución de vínculos débiles en la red, es muy pronunciada cuando se eleva tal índice de Gini.

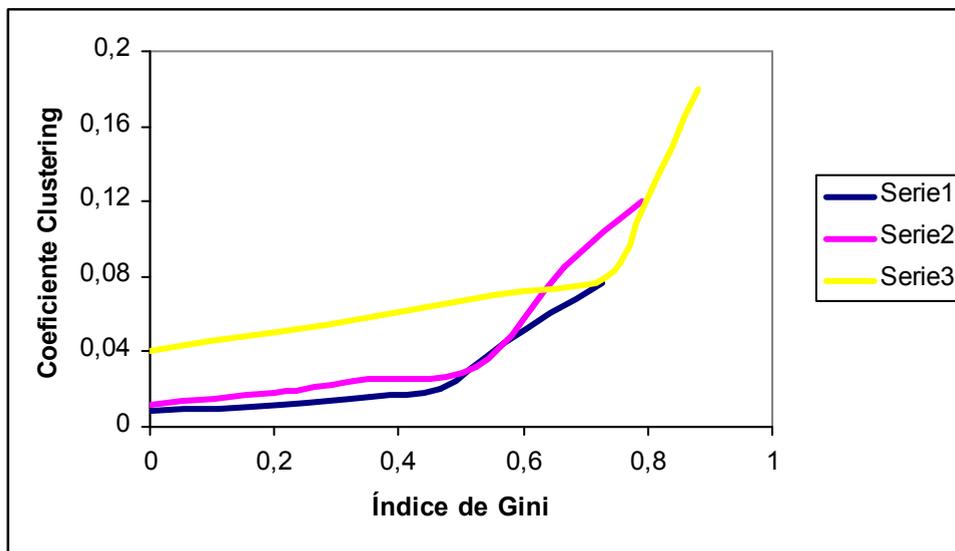
d) Conclusiones del experimento

Estos experimentos ponen nuevamente de manifiesto cómo la estructura de las redes sociales repercute directamente en la génesis de capital social. En este caso, se ha investigado cómo el índice de Gini afecta al coeficiente de clustering; dicho con otras palabras, se ha analizado cómo el grado de desigualdad en la distribución de vínculos de una red influye en la confianza y en la reciprocidad, es decir, en el capital social.

Si se comparan las tres curvas anteriores, a saber, la deficitaria (color azul), la desarrollada (color añil) y la opulenta (color amarillo) en la gráfica 6.23 (página 203), se puede observar los siguientes resultados: el coeficiente de clustering de la curva de las redes deficitarias es menor que la de las redes desarrolladas, y ésta a su vez es menor que la de las redes opulentas. Este resultado es coherente con lo expuesto hasta ahora puesto que las redes deficitarias poseen menos densidad que las desarrolladas, y éstas a su vez menos que las opulentas. Así pues, las redes opulentas generan más confianza y reciprocidad que las redes desarrolladas, y éstas a su vez más que las deficitarias. Es decir, las redes opulentas, *ceteris paribus*, poseen más capital social que las redes desarrolladas y las deficitarias.

Así mismo se puede observar que a medida que se pasa de la primera serie (red deficitaria) a la última (red opulenta), es decir, a medida que aumenta la densidad de red, el índice de Gini a partir del cual el coeficiente de clustering experimenta un aumento extraordinario se desplaza hacia la derecha. Esto quiere decir que, a medida que aumenta el número de vínculos, se incrementa igualmente el índice de Gini a partir del cual la confianza y la reciprocidad, esto es, los recursos de capital social, son especialmente sensibles a las variaciones de dicho índice.

Gráfica 6.23
Comparación de las tres curvas



Fuente: elaboración propia

Estos experimentos muestran una vez más que lo pertinente no es sólo cuántos individuos estén vinculados entre sí (la densidad), sino también la desigualdad en la distribución de enlaces entre los individuos (el índice de Gini). Esto quiere decir que podemos aumentar los recursos de capital social sin tener necesariamente que incrementar el número de vínculos, pudiendo conseguir una elevación de capital social variando el índice de Gini. Estos resultados, al igual que los experimentos de la serie anterior, vuelven a sugerir que una importante conclusión para la teoría sociológica: la desigualdad social influye en la génesis de capital social.

Capítulo VII. Estructura de red, capital social y polarización política

7.1 Planteamiento y pertinencia de los experimentos

Durante las últimas décadas, algunos autores del campo de la ciencia política y de la sociología han tratado de dilucidar la cuestión acerca de si está aumentando o no la polarización política en las democracias occidentales. En particular, desde un punto de vista cualitativo, algunos investigadores (Hunter 1991; y Wuhtnow 1989) han señalado la existencia de una guerra cultural entre dos cosmovisiones dentro de la sociedad estadounidense y han subrayado el creciente conflicto entre perspectivas políticas que divide profundamente a la sociedad. Asimismo, otros autores (Abramowitz y Saunders 2008) han mostrado, utilizando datos cuantitativos, que la población de EEUU está polarizándose cada vez más en torno a cuestiones políticas. Por el contrario, ciertos científicos sociales (Fiorina y Abrams 2008; y DiMaggio, Evans y Bryson 1996) han encontrado escasa evidencia empírica de polarización política, argumentando que la divergencia de la élite no ha generado polarización en la masa. Una posición intermedia es mantenida por Baldassarri y Bearman (2007): de acuerdo con estos autores, a veces (por alguna razón) ciertas cuestiones atraen intensamente la atención del público y generan polarización en la sociedad en su conjunto. En este sentido, la polarización no es un hecho constante sino episódico, que surge cuando algunos temas (por ejemplo, el matrimonio entre homosexuales, la investigación con células madres, o el aborto) llegan a ser el foco de atención durante cortos periodos de tiempo.

Diversas propuestas teóricas pretenden explicar la polarización o el consenso político que tiene lugar en las sociedades occidentales. El principio de homofilia –lo similar atrae a lo similar- podría ser utilizado para explicar la diversidad o polarización política. Dicho principio sostiene que individuos con rasgos similares (físicos, psicológicos, culturales, socioeconómicos, entre otros) tienen más tendencia a interactuar entre sí que individuos con características diferentes (Lazarsfeld y Merton 1954); así pues, agentes con similares preferencias políticas tienen más probabilidad de hablar entre sí sobre temas políticos que agentes con diferentes posturas políticas. Por el contrario, el principio de influencia social (Nowak, Szamrej y Latané 1990) podría ser empleado para explicar la convergencia o consenso político. Este principio afirma que cuanto más interaccionen los individuos entre sí, más similares llegarán a ser, es decir, cuanto más diálogo sobre cuestiones políticas tenga lugar entre individuos, más probabilidad existe de que dichos individuos compartan las mismas preferencias

políticas. Por consiguiente, la homofilia y la influencia social parecen fuerzas opuestas que tratan de llevar a la sociedad en direcciones contrarias: por una lado, la homofilia favorece la polarización porque agrupa a los individuos según sus opiniones políticas; y, por otro lado, la influencia social conduce a la sociedad hacia el consenso político porque lleva a los individuos a compartir la misma opinión.

Parece razonable pensar, pues, que si el peso de la homofilia es superior al de la influencia social en los procesos de difusión de las preferencias políticas, la sociedad podría deslizarse por la pendiente de la polarización política; sin embargo, si la influencia social prevalece sobre la homofilia, la sociedad caminaría entonces hacia el consenso político. Se ha estudiado el efecto de algunos factores tales como la heterogeneidad u homogeneidad política previa, la innovación política o el ruido (distorsión) sobre el delicado equilibrio entre homofilia e influencia social (Axerold 1997b). Sin embargo, hasta el momento no se han realizado suficientes análisis acerca de cómo la estructura de las redes mediante el capital social que puede generar afecta a dicho equilibrio, y, por tanto, al consenso y a la polarización política.

Los objetivos de este apartado son los siguientes: en primer lugar, intentar explicar la paradoja de cómo surge y se mantiene la polarización política en sociedades donde los individuos buscan en realidad consenso cuando dialogan sobre cuestiones políticas. Siguiendo la estrategia analítica, la explicación de esta paradoja hace referencia a un mecanismo que, a su vez, hace alusión a las acciones de los individuos y a la estructura de interacción entre dichos individuos. Los resultados de estos experimentos ponen de manifiesto que los niveles de capital social generados por las acciones de los agentes y por la estructura topológica de la red por donde difunden las preferencias políticas son determinantes para el grado de polarización política. En segundo lugar, analizar (utilizando las herramientas definidas a lo largo de esta tesis) cómo influye la desigualdad en capital social -medido como índice de Gini de la distribución de vínculos de las redes, y relacionado con la desigualdad social- en el grado de polarización política. Los resultados muestran que la polarización es muy sensible a la variación de la desigualdad en capital social. Por último, estudiar qué tamaño mínimo debe tener un grupo de individuos moderados y tolerantes para que puedan conducir a una sociedad altamente polarizada e intolerante hacia acuerdos políticos, además de cómo afecta la desigualdad en capital social a dicho tamaño crítico.

Los resultados ponen de manifiesto la existencia de una masa mínima moderada y tolerante por debajo de la cual el consenso es prácticamente imposible. Además también se muestra que dicha masa crítica es muy sensible a la variación de la desigualdad en capital social.

El propósito específico de esta serie de experimentos es analizar el efecto de diferentes tipos de estructuras de redes (regulares, aleatorias, mundos pequeños y libre de escala); distintas propiedades estructurales (la densidad de red, coeficiente de clustering, longitud de paso, índice de globalización de las conexiones, y la desigualdad en la distribución de vínculos); y una propiedad individual, la tolerancia, a través del capital social generado (difusión de la información y obligaciones de reciprocidad), en el grado de polarización política en una sociedad donde los individuos tratan de buscar acuerdos entre sí utilizando como técnicas la simulación basada en agentes y el análisis de redes.

7.2 Modelos de polarización

Se pueden encontrar en la literatura diferentes conceptos de polarización, cada uno de los cuales está asociado con una medida particular de la polarización (Esteban y Ray 1994; Montalvo y Reynal-Querol 2005). En esta serie de experimentos se utiliza el índice de polarización generalizada (*IPG*) que se puede definir como la varianza de la distribución de preferencias políticas entre los individuos de una población:

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

donde n es el número de agentes, p_i es la preferencia política del agente i , y μ es la media de la distribución de las preferencias.

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

Muchos modelos de polarización están basados en la difusión de las opiniones a través de la estructura de red: la polarización política depende de la velocidad de la

difusión de las preferencias políticas (que es un aspecto del capital social, como se argumenta en el epígrafe 4.4b, página 135), y dicha velocidad, a su vez, es función de la estructura topológica de la red. Sin embargo, se ha prestado mucha menos atención a los mecanismos de interacción entre individuos de una red. En la literatura podemos encontrar tres modelos 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 individuo i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$) posee una opinión p_i sobre un tema particular. Esta opinión puede ser un número binario (0 ó 1), un número entero ($p_i = 1, 2, 3, \dots, Q$) o un número real ($0 \leq p_i \leq 1$).

Un presupuesto importante de los tres modelos citados es que los individuos no pueden interactuar libremente. Si los actores no están unidos a través de un vínculo de red (familiares, amigos, compañeros, conocidos, etc.), dichos actores no pueden interactuar; y si están unidos, entonces la probabilidad de interacción está determinada por la distancia política entre ellos. Los vecinos j de un individuo i son aquellos individuos que están unidos a i a través de vínculos; si dos nodos no son vecinos, es decir, si dichos nodos no están unidos a través un vínculo, tales nodos no pueden interactuar, y, por tanto, no se pueden influir mutuamente. Así pues, sólo los vecinos pueden interactuar entre sí e influirse mutuamente, así como cambiar de opinión según las reglas especificadas por cada modelo. Otro parámetro importante es el nivel de tolerancia, η , que indica hasta qué grado pueden los individuos interactuar con vecinos cuyas opiniones políticas sean diferentes. Si la distancia política entre dos vecinos es menor o igual que el nivel de tolerancia, $d = |p_i - p_j| \leq \eta$, entonces dichos vecinos interactúan entre sí, y, por tanto, pueden influirse mutuamente y cambiar de opinión; de lo contrario, no interactúan entre sí, y, por consiguiente, no pueden cambiar de preferencias.

En el modelo de los misioneros (Sznajd-Weron y Sznajd 2000), los nodos convencen al resto de sus vecinos (si el nivel de tolerancia permite la interacción) de sus opiniones. Por ejemplo, un nodo elegido al azar de la población tiene la opinión 2 ($p_i = 2$) de 5 opiniones posibles ($Q = 5$), siendo el nivel de tolerancia de todos los agentes la unidad ($\eta = 1$). En este modelo dicho nodo persuade a sus vecinos de opiniones 1, 2 ó 3 de adoptar la opinión 2, pero no logra interactuar y, por tanto, convencer a los vecinos de opiniones 4 y 5.

La opinión de los nodos en el modelo de los oportunistas (Hegselman y Krause 2002) es la media aritmética de los opiniones sus vecinos -dentro del rango de tolerancia-. Siguiendo el ejemplo anterior, si $p_{i,t} = 4$, $p_{i,t+1}$ será la media aritmética de las preferencias políticas de todos los vecinos excepto de aquellos cuyas opiniones están fuera del rango de tolerancia, en este caso 1 y 2.

En el modelo de los negociadores (Deffuant y col. 2002), se seleccionan en cada paso de tiempo dos nodos 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 nodos se acercan sin tener que llegar a estar necesariamente de acuerdo. Las opiniones se mueven desde su valor inicial hasta otro por una cantidad redondeada, $\mu |p_i - p_j|$. Si $\mu = 0$, en un caso extremo, las opiniones se mantienen rígidamente. Sin embargo, si $\mu = 1/2$, se llega una opinión intermedia compartida. Por ejemplo, para $Q = 5$ y $\mu = 0.3$, y para $\eta = 3$, si las opiniones de dos nodos i y j que interactúan 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 sobretodo en los mecanismos de interacción entre los agentes, un modelo que ha tenido gran repercusión en el estudio de la evolución cultural centrado en la relación entre polarización y difusión, es el modelo de convergencia local/polarización global (Axerold 1997b). En dicho modelo, cada actor i posee un vector de F características culturales; a su vez cada característica cultural representa un tipo distinto de gusto, opinión o comportamiento (por ejemplo, preferencias políticas, ideas morales, religión, lenguaje, gustos musicales, etc.) tomando un valor de un rango de Q valores posibles. Por tanto, el estado de un actor i es un vector de F características culturales $(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iF})$, donde a cada p_{if} se le asigna un valor de un rango de números enteros comprendidos entre 0 y $Q - 1$. La longitud del vector F representa la complejidad cultural de la población: cuanto mayor sea F , más grande es el número de características culturales que son atribuidas a cada individuo. 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 individuo. En este modelo, en primer lugar, se selecciona un actor i al azar de la población; y, en segundo lugar, se selecciona un actor j al azar entre los vecinos de i . Después se calcula el solapamiento o la similaridad cultural entre i y j , que puede ser definido como el

número de características culturales que poseen ambos actores con los mismos valores, siendo la probabilidad de interacción entre tales actores proporcional al solapamiento cultural. Si tiene lugar la interacción entre ambos actores, entonces se elige al azar una característica cultural del actor i y su valor es adoptado por la misma característica del actor j . El modelo consigue explicar cómo es posible la convergencia local y, a la vez, la polarización global.

Numerosos modelos (Amblard y Deffuant 2004; Franks y col. 2008) han puesto de manifiesto la importancia de la estructura topológica de las redes sociales (mundos pequeños o de libre escala) en los procesos de difusión de las preferencias políticas. El modelo de Amblard y Deffuant muestra que la emergencia y supervivencia de los extremismos dependen críticamente de la densidad de red de mundos pequeños. Sólo a altos niveles de densidad es posible que opiniones minoritarias y extremas se transformen en mayoritarias. El modelo de Franks y col. llega a la misma conclusión: la estructura topológica de las redes es clave para explicar la difusión de opiniones extremas, subrayando que la posición de las opiniones en la red son más importantes que la proporción inicial de agentes que mantiene tales opiniones.

7.3 Características del modelo

El modelo desarrollado en esta investigación toma algunos elementos de los modelos anteriores, pero desarrolla un nuevo mecanismo de interacción. Este modelo tiene en cuenta dos aspectos básicos de la interacción social, a saber: la tolerancia -ya considerada por otros modelos- y la presión social, que no ha sido tenida en cuenta en modelos previos. El concepto de tolerancia, relacionado con el término de homofilia, indica hasta qué grado los individuos están dispuestos a dialogar con otros individuos cuyas opiniones sean diferentes. Los individuos tolerantes pueden hablar con individuos alejados de sus posiciones políticas, mientras que no sucede lo mismo con los intolerantes. Como señala la literatura psicológica, los individuos pueden estar dispuestos a conversar con aquellos por los que sienten simpatía, pero no suelen estar interesados en contactar con aquellos por los que no sienten apego (Macy, Kitts y Flache 2003). Además, los individuos suelen confiar más en las opiniones de las personas cercanas que en las opiniones de las lejanas. En el modelo aquí desarrollado, todos los individuos tienen el mismo nivel de tolerancia. Este supuesto parece bastante restrictivo, puesto que la tolerancia es una característica individual. Sin

embargo, se utiliza un nivel de tolerancia general, como en otros modelos, porque se pretende analizar hasta qué grado dicho umbral de tolerancia afecta a los procesos de polarización política.

Se ha desarrollado un nuevo concepto en este trabajo de investigación que se puede denominar presión social. Dicho concepto, relacionado con la teoría del impacto social de Latané, señala que la disposición de los individuos a cambiar de opinión depende inversamente del número de individuos a los que estén conectados a través de una red. Es decir, los agentes con más amigos son más reacios a cambiar de opinión que los agentes con menos amigos. Se asume pues que los individuos con más vínculos cambian menos sus preferencias políticas porque es más difícil explicar a sus numerosos amigos sus nuevas opiniones. Por tanto, la presión social hace más difícil el cambio de opinión cuando el número de conexiones aumenta. La presión social podría ser justificada a través del mecanismo intermolecular “la disonancia cognitiva” de la teoría de deseos-creencias-oportunidades (véase capítulo II, epígrafe 2.3, página 34): si un actor desea votar a una determinada opción política y los agentes con los que interacciona no creen en dicha opción, se puede producir una fuerte disonancia en tal actor sobre todo si el deseo es significativo y las relaciones con los demás son apreciables. Una manera de eliminar esta disonancia es persuadirse a sí mismo de que no es tan importante votar tal opción (Festinger 1957).

También se asume que cuando los individuos interaccionan entre sí, sus creencias pueden cambiar (como sugiere acertadamente la teoría DBO) desde sus opiniones originales hasta una opinión compartida intermedia. Un punto clave desarrollado también en este modelo es el procedimiento seguido para el cálculo de dicha opinión común: cada agente experimenta un cambio inversamente proporcional al número de nodos a los que está vinculado. Para cada par de agentes que interaccionan, i y j , la preferencia política compartida por ambos en el tiempo t se calcula haciendo uso de una ecuación que recuerda a ley de los momentos de fuerzas de la física newtoniana:

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

siendo $p_{i,t}$ y $p_{j,t}$ las preferencias del agente i en el tiempo t , y en un tiempo anterior $t-1$, respectivamente; y w_i y w_j las presiones sociales relativas a las que están expuestos respectivamente tanto el agente i como el j , que se definen como:

$$w_i = l_i / (l_i + l_j)$$

$$w_j = l_j / (l_i + l_j)$$

siendo l_i y l_j el número de vínculos que posee el agente i y j , respectivamente. El mecanismo de interacción presentado en este modelo se puede llamar por tanto negociación bajo presión.

A modo de ejemplo, supongamos dos nodos i y j que interaccionan entre sí (ver figura 7.1), cuyas preferencias políticas en un tiempo $t-1$ son $p_{i,t-1} = 8$ y $p_{j,t-1} = 2$, siendo el número de vínculos de i y j : $l_i = 6$ y $l_j = 3$. Para calcular sus preferencias políticas en un tiempo posterior t , se puede plantear la siguiente ecuación:

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

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

Así pues, el nodo i pasa de una posición política 8 a la posición 6; de la misma manera, el nodo j pasa de una preferencia política 2 a la preferencia 6.

Figura 7.1

Cálculo de preferencias políticas



Fuente: elaboración propia

El modelo utilizado en esta serie de experimentos está constituido por n agentes (normalmente $n = 1000$) que interaccionan a través de una red N . Cada agente está caracterizado por tres parámetros: preferencia política p_i , umbral de tolerancia η_i , y número de vínculos l_i . Los valores de estos tres parámetros son fijados antes de empezar cada experimento. El valor de la preferencia política de cada agente es un número entero que varía entre 0 y $Q - 1$ (normalmente $Q = 10$) según una distribución determinada; el umbral de tolerancia es común a todos los agentes; y el número de vínculos de los agentes viene determinado por una red N caracterizada por cinco propiedades, a saber, densidad de red, D , coeficiente de clustering, C , longitud de paso, L , índice de globalización de las conexiones, β , e índice de desigualdad de la

distribución de vínculos, *IG* (ver capítulo III, epígrafe 3.3, página 63). Dichas propiedades, a su vez, dependen de la estructura básica de la red (regulares, aleatorias, mundos pequeños y libre de escala).

La dinámica del modelo está definida por las siguientes reglas:

a) En cada paso de tiempo t se selecciona al azar un agente i de la población; y, después, se selecciona al azar un agente j entre los vecinos del agente i .

b) Se calcula la distancia, d , entre las preferencias políticas entre ambos agentes i y j , es decir, se determina $d = |p_i - p_j|$. Si tal distancia es menor que el nivel de tolerancia, η , 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 creencias desde sus opiniones originales hasta una opinión compartida e intermedia. El cálculo de la opinión común sigue el procedimiento descrito anteriormente a través de una ley similar a la ley de los momentos de fuerzas de la física newtoniana.

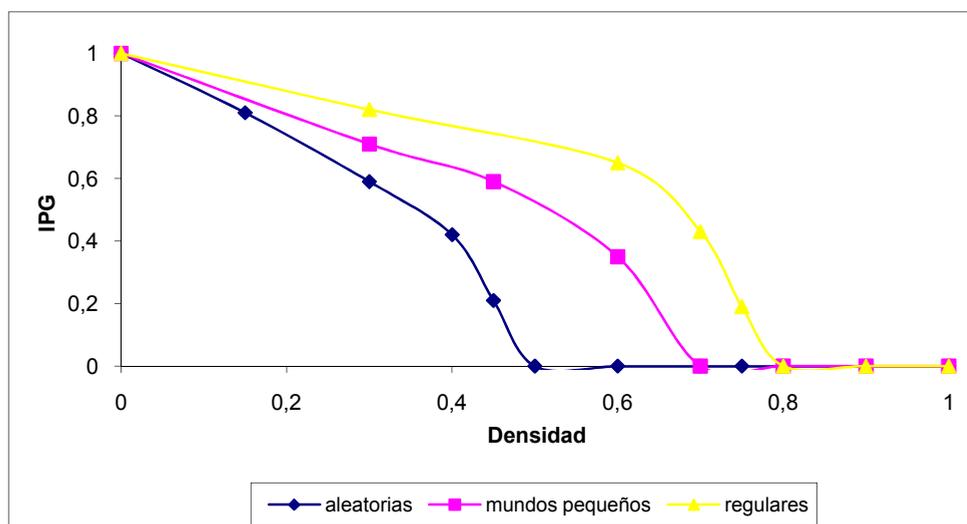
7.4 Análisis de la influencia de la densidad de red sobre el índice de polarización en diferentes tipos de estructuras de red

La primera serie de experimentos trata de analizar cómo la densidad afecta a la polarización en distintas estructuras topológicas de redes. De esta manera, se puede observar qué tipo de red tiende hacia una mayor polarización política.

Como se puede observar en la gráfica 7.1 (página 214), la densidad de red afecta en gran medida al índice de polarización. Cuando la densidad crece, la polarización disminuye suavemente en un principio para después reducirse bruscamente para todos los tipos de estructuras de red. Redes con bajos niveles de densidad impiden el consenso político, aunque los individuos busquen el consenso en sus relaciones. Sin embargo, el consenso es siempre alcanzado en redes de altos niveles de densidad. Por tanto, todos los procesos sociales que supongan un incremento en la densidad de red podrían reducir la polarización y facilitar el logro de acuerdos.

Gráfica 7.1

Efecto de la densidad sobre la polarización en distintas estructuras de red



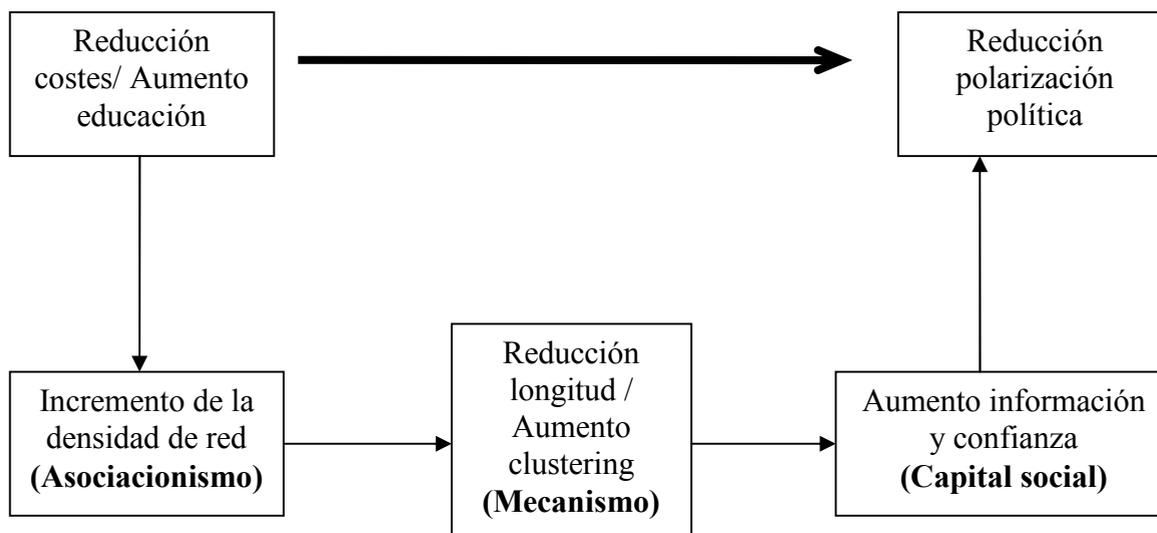
Fuente: elaboración propia

Un aumento en la densidad de red significa un crecimiento en el número de vínculos entre los ciudadanos. Esto se puede lograr, por ejemplo, fomentando la participación de los individuos en asociaciones (sindicatos, iglesias, club deportivos, ONGs, y otras similares) (Putnam 2000). Sin embargo, la formación y el mantenimiento de vínculos en las redes sociales requiere tiempo y esfuerzo; así pues, todo factor que reduzca el coste en la creación de nuevos vínculos o en el mantenimiento de los ya creados podría suponer un aumento del asociacionismo, y, por tanto, un incremento de la densidad, y, consecuentemente, una elevación del capital social, así como una reducción de la polarización política (ver el mecanismo propuesto en la figura 7.2, página 215).

También se puede estimular la creación y la participación en asociaciones a través del fomento de la educación. Multitud de estudios empíricos han demostrado que la educación de los individuos está correlacionada positivamente con su participación en asociaciones (Rosentone y Hansen 1993); de hecho, la educación es un predictor poderoso de compromiso cívico. Cuanto mayor sea el nivel educativo de una persona, mayor será su capacidad para establecer o colaborar con una asociación. La creación y el sostenimiento de vínculos entre las personas necesitan de ciertas habilidades cívicas. Así pues, si la educación fomenta dichas habilidades, la inversión en educación estimula

la formación de vínculos en las redes sociales y, por tanto, incrementa la densidad de red y el capital social, y, por consiguiente, la reducción de la polarización (figura 7.2).

Figura 7.2
Mecanismo propuesto entre densidad de red y polarización política



Fuente: elaboración propia

De acuerdo con Lin (2001:237), el crecimiento explosivo de Internet en las sociedades actuales está llevando a un aumento considerable en el número de vínculos entre los individuos, lo cual puede traducirse en un aumento de la velocidad de difusión de la información; es decir, las “cyber social networks” están ocasionando un incremento extraordinario de capital social, lo cual cuestiona la famosa tesis de Putnam sobre el declinar actual del capital social en las sociedades occidentales (Putnam 1993; 1995; y 2000). Por consiguiente, si Lin está en lo cierto, este aumento extraordinario de Internet y, por tanto, de capital social podría llevar -según el modelo presentado aquí- a una reducción de la polarización política.

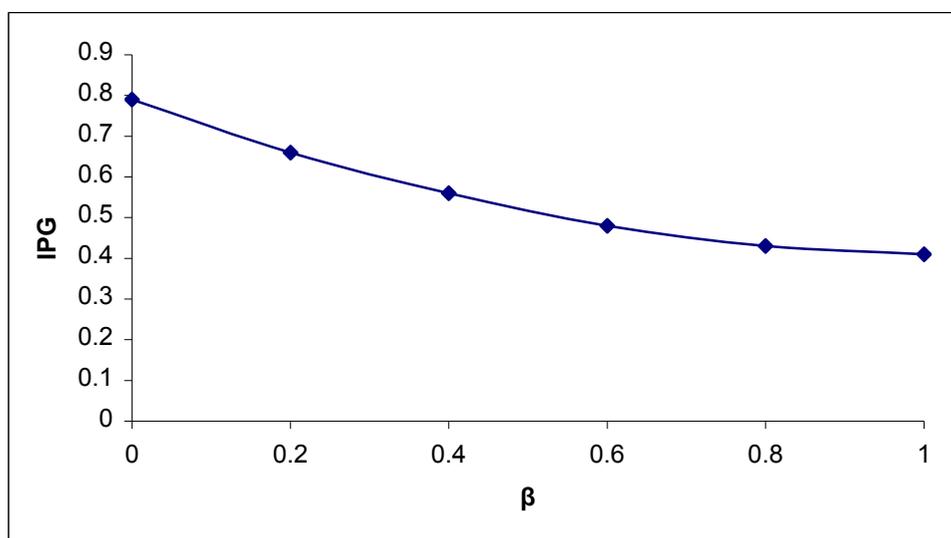
Además, la polarización depende del tipo de estructura de red, como puede comprobarse en la gráfica 7.2 (página 216). Las redes regulares tienden más hacia la polarización que las redes de mundos pequeños, y éstas, a su vez, más que las redes aleatorias. Para un valor de densidad menor de 0.5, ninguna de las estructuras llevan al consenso; para densidades entre 0.5 y 0.7, sólo las redes aleatorias alcanzan el consenso; para densidades comprendidas entre 0.7 y 0.8, las redes aleatorias y de mundo pequeño

logran el consenso, pero las regulares no; y para densidades superiores a 0.8, todas las redes consiguen consenso político. Así pues, la distribución topológica de los vínculos en las redes sociales posee un gran impacto en el grado de polarización.

Dada una densidad, variando la estructura de interacción entre las acciones de los individuos se puede modificar la polarización política en una sociedad, como sugieren estos experimentos. Por consiguiente, no es necesario alterar la densidad para variar el índice polarización. La estructura de interacción entre las acciones de los individuos es determinante para la génesis de capital, como se mostró en el capítulo VI (página 167), así como para el índice de polarización política.

Gráfico 7.2

Impacto del índice de globalización (β) sobre la polarización política (IPG) para una densidad dada ($D = 0.4$)



Fuente: elaboración propia

En el capítulo III (epígrafe 3.5a, páginas 87-88) se distinguían entre los dos mundos ideales extremos de Asimov: el Planeta Tierra y el Mundo Solaria. Aplicando los resultados de la gráfica anterior (7.2) a dichos mundos podemos mantener que el Planeta Tierra, trazado sobre redes regulares ($\alpha = 0$ y $\beta = 0$), es más propicio a la polarización política que el Mundo Solaria donde las redes son aleatorias ($\alpha = \infty$ y $\beta = 1$). Es decir, el Mundo Solaria, de conexiones globales, tiende más hacia el consenso político que el Planeta Tierra, donde las conexiones son locales. Una razón importante

para utilizar ambos mundos imaginarios en estos experimentos es que nos permite saber exactamente entre qué límites operan los mundos pequeños que caracterizan a las redes sociales reales ($0 < \alpha < \infty$ y $0 < \beta < 1$). Podemos también recordar que β podría ser interpretado como una medida de la globalización de las conexiones de las redes. Una consecuencia reveladora de los resultados es que a medida que aumenta β para una densidad dada, disminuye el IPG; es decir, cuanto más global sea una red en sus conexiones, menos polarizada podría ser la sociedad sostenida por dicha red (gráfica 7.2, página 216). Se podría concluir, por tanto, que el proceso de globalización que están experimentando las conexiones en nuestras sociedades podría facilitar el consenso político.

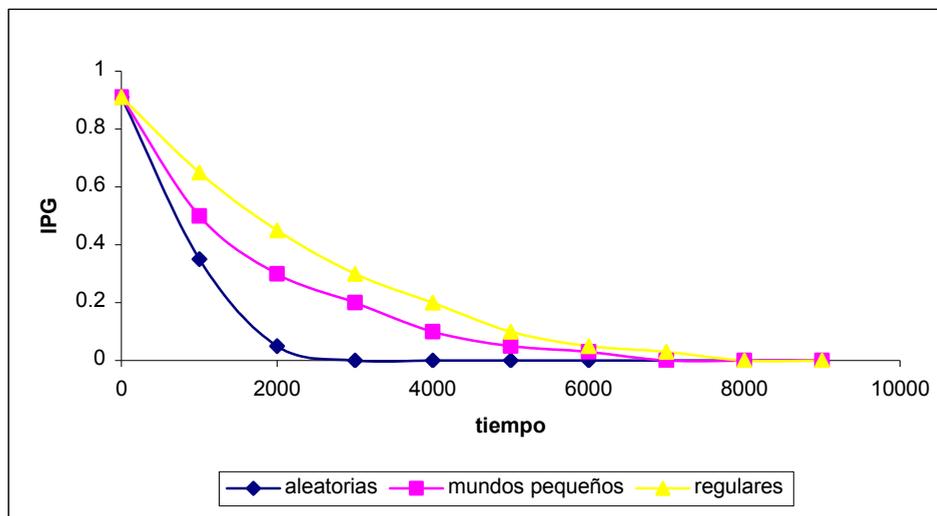
7.5 Análisis del impacto de distintos tipos de estructuras de red en el tiempo para alcanzar consenso político

En esta segunda serie de experimentos se estudia cómo diferentes estructuras topológicas de redes sociales (regulares, mundos pequeños y aleatorias) influyen en el tiempo que se necesita alcanzar el consenso, en el caso de que se alcance dicho consenso. De esta forma, se puede observar qué tipo de red alcanza más rápidamente el consenso.

Como se observa en la gráfica 7.3 (página 218), el tiempo requerido para alcanzar el consenso con valores de densidad y umbrales de tolerancia suficientemente altos depende de la estructura de red. Las redes aleatorias alcanzan el consenso más rápidamente que los mundos pequeños, y, éstas, a su vez, con más rapidez que las redes regulares. Así pues, el Mundo Solaria -formado por redes aleatorias- tiene menos dificultad para lograr el consenso político que el Planeta Tierra -constituido por redes regulares-. Los mundos pequeños, como era de esperar, quedan situados entre ambos tipos de redes. Es decir, los valores de las redes sociales reales están comprendidos entre los de las redes regulares y los de las redes aleatorias. En la gráfica 7.4 (página 218) podemos observar también el impacto de β (el índice de la globalización de las conexiones de las redes) en el tiempo para conseguir el consenso. A medida que crece β , esto es, cuando aumenta el número de conexiones globales, disminuye el tiempo para lograr el consenso. Por tanto, el proceso de globalización en las conexiones que está teniendo lugar en nuestras sociedades tiende a reducir el tiempo para el logro de acuerdos.

Gráfica 7.3

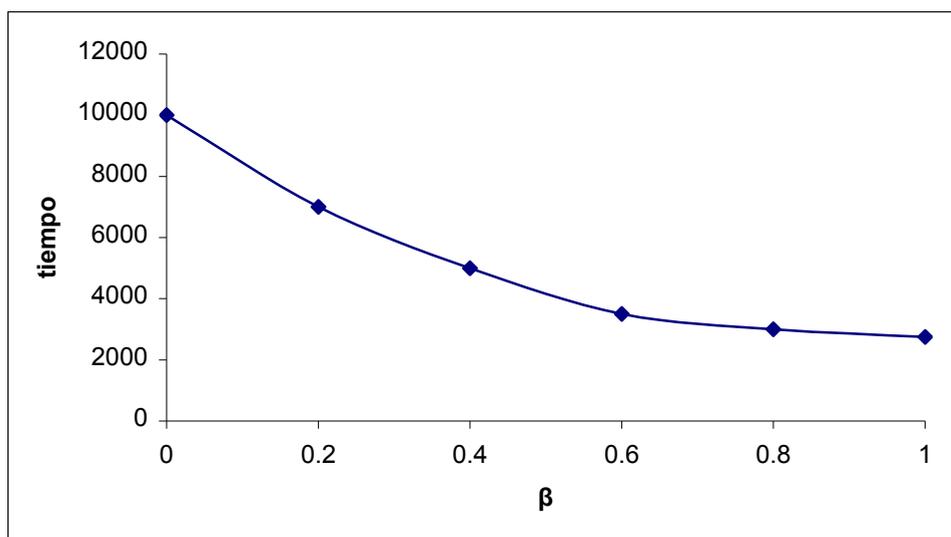
Impacto de la estructura de red sobre el tiempo para alcanzar consenso para densidades altas



Fuente: elaboración propia

Gráfica 7.4

Impacto del índice de globalización de los vínculos de una red en el tiempo para alcanzar el consenso

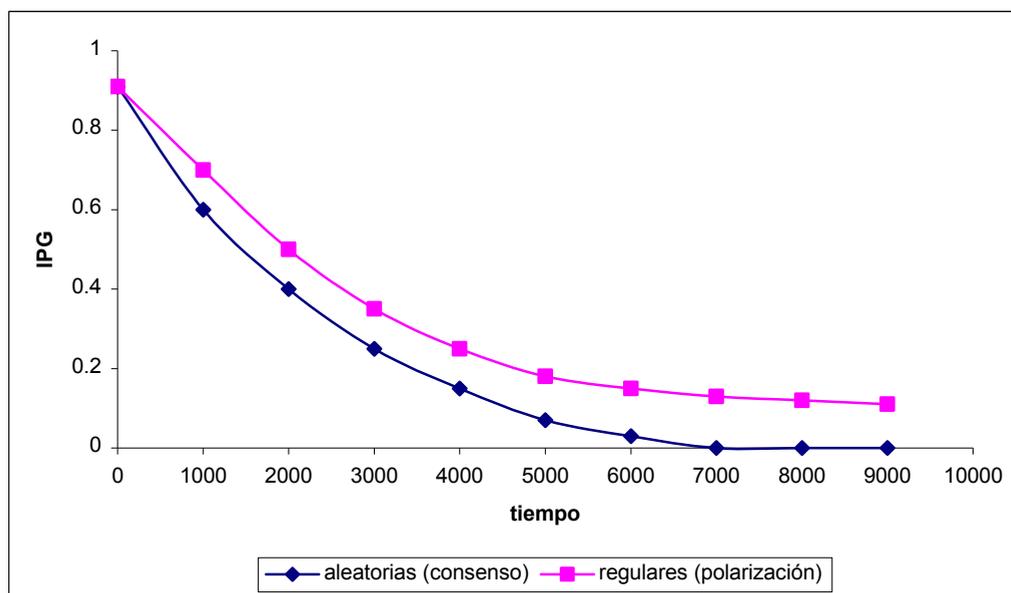


Fuente: elaboración propia

Por último, en la gráfica 7.5 (página 219) se puede observar –para ciertos valores intermedios de densidad- cómo las redes aleatorias llevan al consenso a través del tiempo, mientras que aquellas que son regulares generan polarización. La estructura es pues determinante para el logro de consenso o de polarización

política. Estos experimentos muestran una vez más la importancia de la estructura topológica de las redes tanto en la génesis de capital social como en el consenso y la polarización política.

Gráfica 7.5
Impacto de la estructura de red sobre el tiempo
para alcanzar consenso para un valor de densidad intermedio



Fuente: elaboración propia

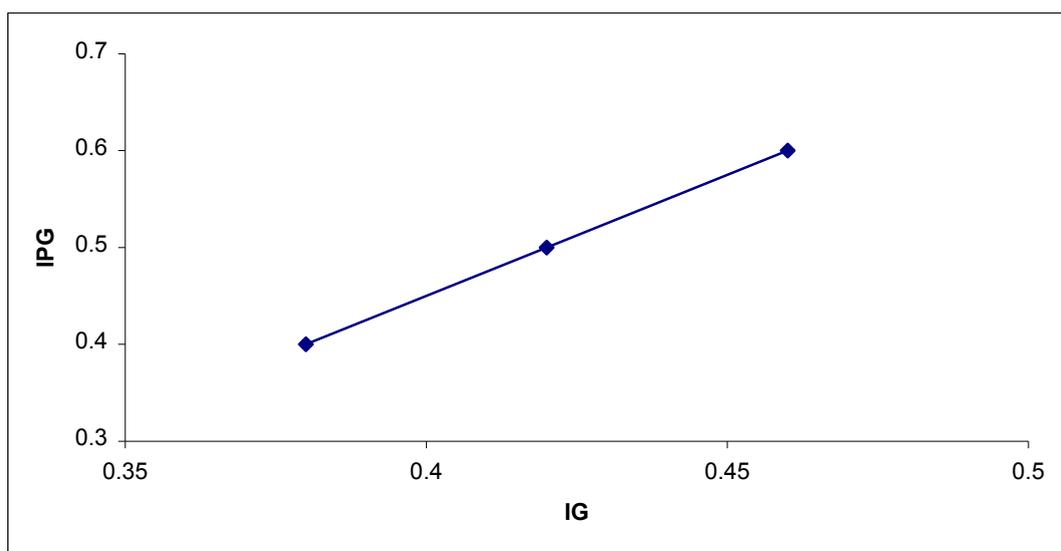
7.6 Análisis del efecto del grado de desigualdad de la distribución de vínculos en la polarización política en redes de libre escala

La literatura sobre capital social ha mostrado en múltiples ocasiones que la cantidad de capital social que poseen los individuos podría ser aproximadamente igual al número de vínculos que tienen dichos individuos en las redes sociales (Coleman 1988). De este modo, la desigualdad en capital social -relacionada con la desigualdad social (Lin 2001)- podría significar desigualdad en la distribución de vínculos que puede ser medida por el índice de Gini de dicha distribución. En esta serie de experimentos se quiere comprobar si el índice de Gini de la distribución de vínculos influye en el índice de polarización política en redes de libre escala.

Como se observa en la gráfica 7.6 (página 220), el índice de Gini de la distribución de vínculos en redes de libre escala influye poderosamente en la

polarización, al menos en el rango considerado: a medida que crece el *IG*, aumenta el *IPG*. Por consiguiente, estos resultados muestran la existencia de una correlación entre la desigualdad en capital social (relacionada con la desigualdad social) y la polarización política que puede estar ligada al conflicto social. El modelo presentado en este trabajo puede explicar desde el punto de vista de las estructuras de las redes sociales la relación entre desigualdades sociales y conflictos en un mundo donde los individuos tratan de buscar el consenso a través de sus relaciones.

Gráfica 7.6
Efecto del índice de Gini de la distribución de vínculos
de redes de libre escala sobre el índice polarización



Fuente: elaboración propia

7.7 Análisis de la influencia del umbral de tolerancia de los individuos en el índice de polarización en diferentes tipos de estructuras de red

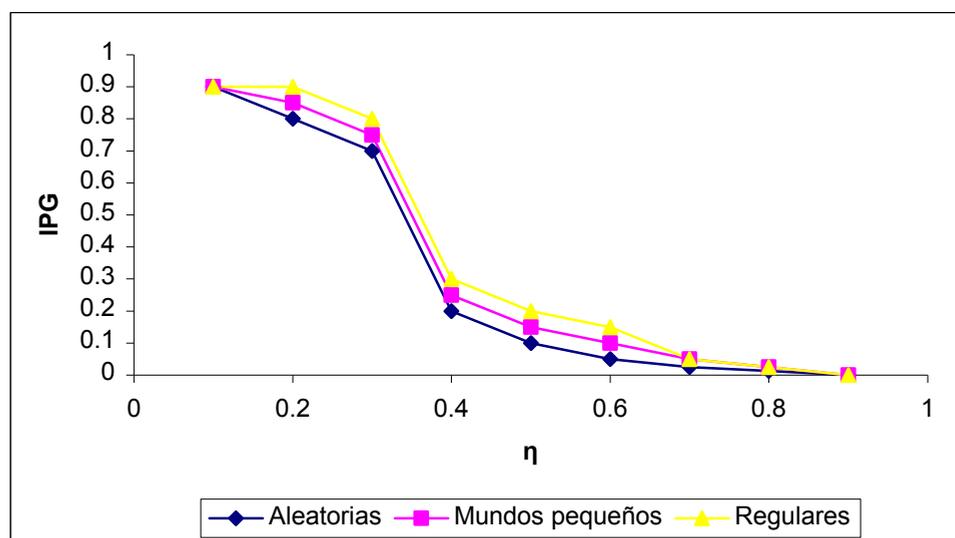
Hay suficientes evidencias teóricas y empíricas que sugieren que cuanto mayor sea el nivel de tolerancia, menor será el nivel de polarización. Como se puede observar en la gráfica 7.7 (página 221), la tolerancia afecta de manera considerable al índice de polarización. Redes con bajos niveles de tolerancia evitan el consenso político; por el contrario, redes con altos niveles de tolerancia conducen al consenso. Por consiguiente, todas las iniciativas que impliquen un aumento de la tolerancia de los individuos, disminuyen la polarización y facilitan el logro del consenso. Así pues, la cohesión social, que podría ser medida por el nivel de tolerancia de una sociedad, beneficia el

consenso político; sin embargo, la disgregación social –niveles de tolerancia bajos– favorece la polarización política.

Además, para un umbral de tolerancia dado, la polarización depende del tipo de estructura de red, como puede comprobarse en la gráfica 7.7. El efecto de la tolerancia sobre la polarización es más acusado en las redes aleatorias que en las redes de mundo pequeño, y, dicho efecto, a su vez, es más marcado en los mundos pequeños que en las redes regulares. Es decir, las redes regulares tienden más hacia la polarización que las redes de mundo pequeño, y, éstas, a su vez, más que las redes regulares para un nivel de tolerancia dado.

Gráfica 7.7

Efecto del nivel de tolerancia sobre el índice polarización para diferentes estructuras de redes de densidades altas

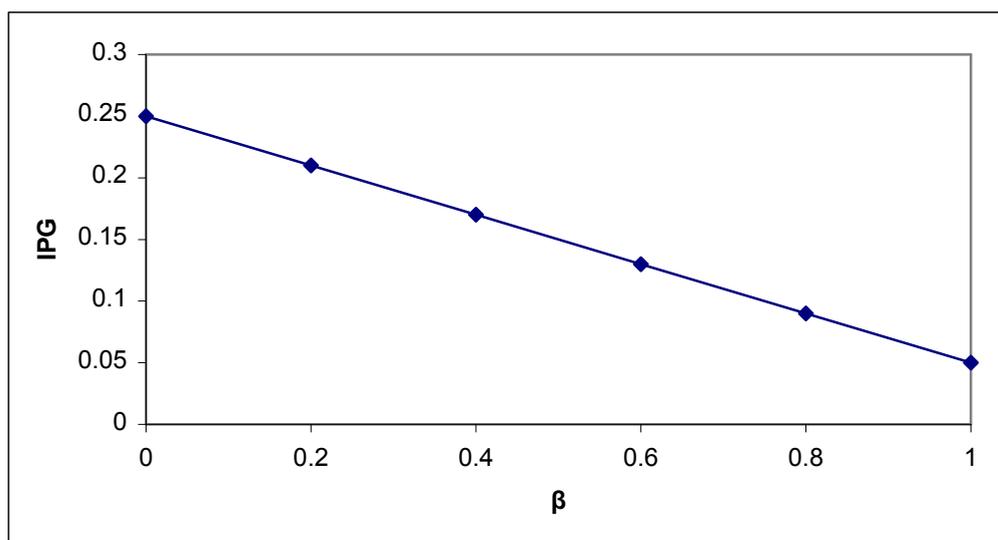


Fuente: elaboración propia

Por tanto, modificando la estructura de interacción entre las acciones de los individuos se puede modificar la polarización política en una sociedad, como de nuevo ponen de manifiesto estos experimentos. Por consiguiente, no es necesario aumentar la tolerancia para alterar el índice polarización, sino que se puede variar la estructura de las redes sociales para alterar dicho grado de polarización.

Podemos caracterizar la estructura de las redes por su índice de globalización de sus conexiones, β (ver capítulo III, epígrafe 3.5a, página 91). Como la polarización política depende de la estructura de red, la polarización, por consiguiente, depende de β . Se puede observar en la gráfica 7.8 que a medida que aumenta β , para un nivel de tolerancia dado, disminuye el *IPG*. De nuevo llegamos a la misma conclusión: cuanto mayor sea la globalización en las conexiones de una red, menos polarizada será dicha red. El proceso de globalización en las comunicaciones que está teniendo lugar en la sociedad podría reducir, pues, el índice de polarización política.

Gráfica 7.8
Efecto del índice de globalización de las conexiones
sobre el índice polarización para un nivel de tolerancia dado



Fuente: elaboración propia

7.8 Análisis del tamaño mínimo crítico que debe tener un grupo moderado para llevar al consenso a una sociedad altamente polarizada e intolerante

El punto de partida de estos experimentos es una red de libre escala altamente polarizada e intolerante. Esto es, un red con dos poblaciones mayoritarias muy separadas políticamente, con opiniones extremas (1 y 10), cuyo nivel de tolerancia es lo suficientemente bajo ($\eta = 50\%$) para que no puedan dialogar los nodos entre sí, $d = 10 - 1 = 9 > \eta = 5$. Se pretende conocer el tamaño mínimo crítico que debe tener un grupo moderado (opiniones 5 y 6) para que finalmente se alcance el consenso. Dicha población intermedia es lo suficientemente tolerante para poder dialogar con las

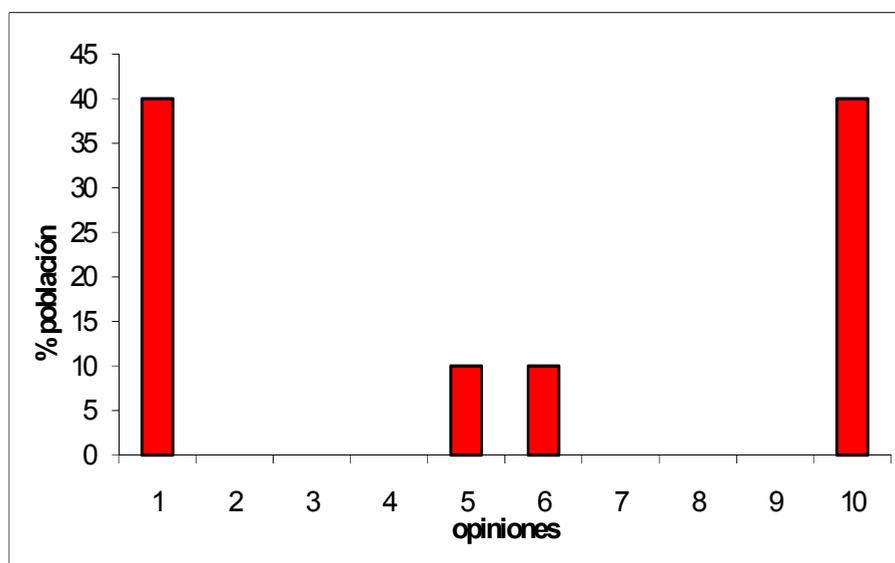
posiciones extremas, $d = 10 - 6 = 4 < \eta = 5$. En dichos experimentos el % de población moderada, intermedia y tolerante va creciendo desde 0% hasta 40% (ver tabla 7.1). Para ilustrar estos experimentos, podemos ver en la gráfica 7.9 (página 224) que el 40% de la población sostiene la opinión 1, 10% la opinión 5, 10 % la opinión 6 y 40% restante la opinión 10. Otra característica del modelo es que los nodos altamente conectados (*hubs*) siempre mantienen opiniones iniciales extremas (1 ó 10) y nunca opiniones iniciales moderadas (5 ó 6), es decir, los individuos más poderosos y con más capital social son extremistas y no moderados.

Tabla 7.1
Efecto de la población moderada sobre la polarización

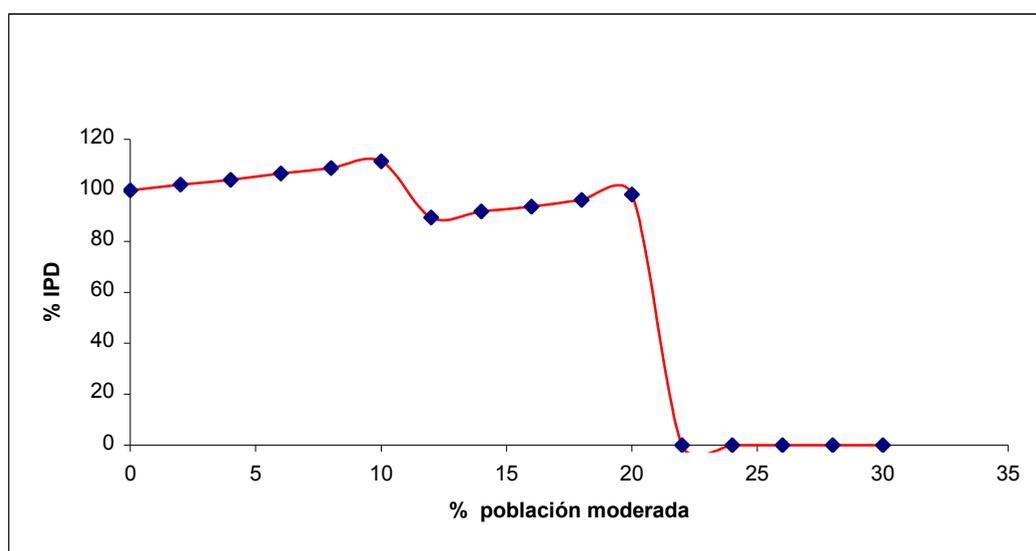
Población extrema (opinión 1)	Población extrema (opinión 10)	Población moderada (opiniones 5,6)	IPG %
50	50	0	100
48	48	4	104
46	46	8	108
44	44	12	112
42	42	16	94
40	40	20	98
38	38	24	0
36	36	28	0
34	34	32	0

Fuente: elaboración propia

En el eje de ordenadas de la gráfica 7.10 (página 224) tenemos un número escalado: $(IPD \text{ final} / IPD \text{ inicial}) * 100$, y en el eje de abcisas el % de población moderada. Como muestra dicha gráfica, hace falta como mínimo una masa crítica moderada de nodos del 22% para que se alcance el consenso en una red cuyo $IG = 0,42$ (80 vínculos por hub). Por debajo de ese umbral normalmente no se alcanza el consenso. Podemos, por tanto, observar pues una transición de fase espectacular justo para $x = 22\%$.

Gráfica 7.9**Poblaciones extremas: opinión 1 (40%); opinión 10 (40%)****Población moderada: opiniones 5 y 6 (20%)**

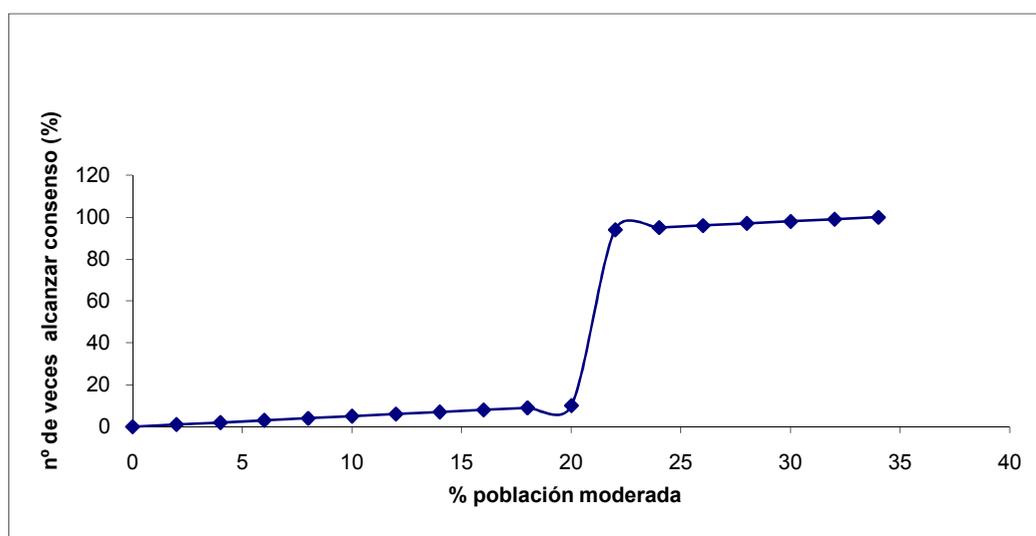
Fuente: elaboración propia

Gráfica 7.10**Efecto de la población moderada sobre el índice de polarización****(IG = 0.42 y 80 vínculos por hub)**

Fuente: elaboración propia

La gráfica 7.11 muestra los resultados cuando se repiten los experimentos 100 veces para cada % de población moderada, intermedia y tolerante en redes de $IG = 0,42$ (80 vínculos por *hub*). Como se observa en dicha gráfica, para un tamaño menor del 22% muy pocas veces se alcanza el consenso, mientras que para una masa mayor se alcanza el consenso casi siempre. De nuevo se puede observar una transición de fase para $x = 22\%$.

Gráfica 7.11
Efecto del porcentaje de población moderada
sobre el número de veces que se alcanza el consenso



Fuente: elaboración propia

Estos resultados ponen de manifiesto la importancia crítica del tamaño de las poblaciones moderadas y tolerante para el logro de acuerdos. Algunos ejemplos de la historia reciente de España pueden ser ilustrativos: el reducido tamaño de una población moderada y tolerante en la España de los años treinta quizás permitió la guerra civil española; sin embargo, el aumento del tamaño de dicha masa intermedia y abierta contribuyó a 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.

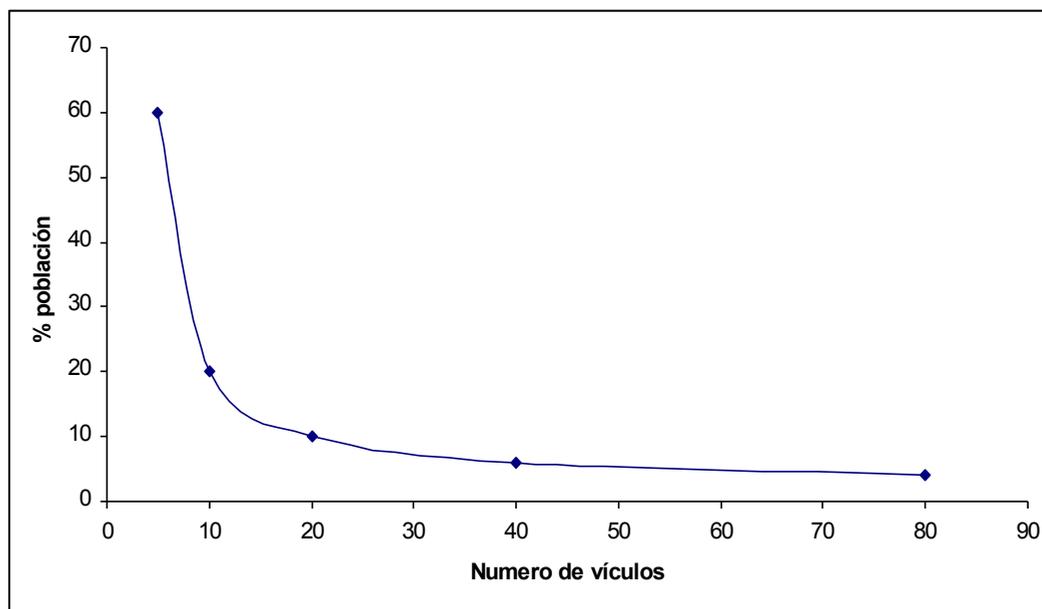
7.9 Análisis de la influencia del grado de desigualdad de la distribución de vínculos en la masa mínima crítica moderada para alcanzar el consenso

En la última serie de experimentos, se parte también de una red de libre escala altamente polarizada e intolerante: dos poblaciones muy separadas políticamente, con opiniones extremas (1 y 10), cuyo nivel de tolerancia es lo suficientemente bajo ($\eta = 50\%$) para que los nodos no puedan interaccionar entre sí. Se pretende estudiar el efecto del *IG* de la distribución de vínculos (un índice de la desigualdad de capital social) de dicha red sobre la masa mínima crítica formada por individuos moderados (opiniones 5 y 6), tolerantes (pueden dialogar con ambos extremos) y débiles (no son *hubs*) que pueden llevar al consenso a una población altamente polarizada e intolerante.

El número de vínculos de los nodos altamente conectados (*hubs*) va creciendo desde 60 ($IG = 0,38$) hasta 100 ($IG = 0,46$), permaneciendo constante el resto de la estructura. Como ejemplo, podemos observar la gráfica 7.12: 60% de la población tiene 5 vínculos, 20% 10 vínculos, 10 % 20 vínculos, 6 % 40 vínculos y el 4% (*hubs*) 80 vínculos. Es por tanto una distribución *power-law*.

Gráfica 7.12

Distribución *power-law* de una población intolerante y polarizada

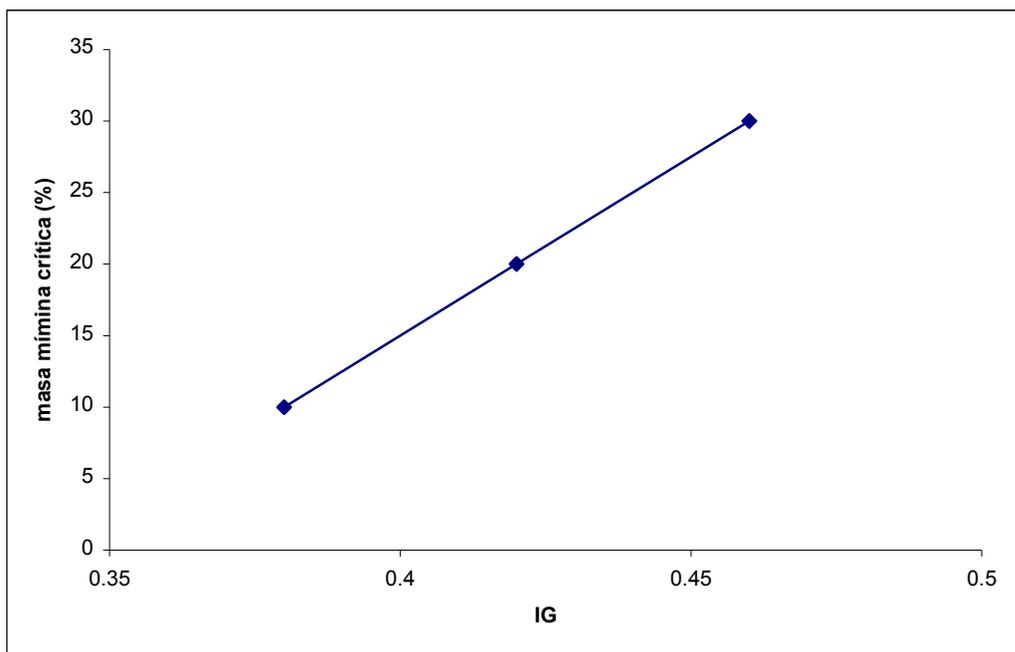


Fuente: elaboración propia

Como se muestra en la gráfica 7.13, a medida que crecen las desigualdades en la distribución de vínculos, aumenta linealmente -al menos en este rango- el tamaño mínimo crítico que debe tener una población moderada e intermedia en una red polarizada e intolerante para alcanzar el consenso. Redes más igualitarias en la distribución de vínculos necesitan tamaños de población moderada menores para alcanzar el consenso que redes más desigualitarias. Un aumento en la desigualdad de capital social implica, por tanto, más dificultad para lograr consenso en sociedades muy polarizadas e intolerantes.

Gráfica 7.13

**Efecto del IG de la distribución de vínculos
sobre la masa crítica mínima para alcanzar consenso**



Fuente: elaboración propia

PARTE FINAL

CONCLUSIONES

Capítulo VIII. Conclusiones finales, discusión e implicaciones

8.1 El capital social

A lo largo de esta tesis doctoral se ha intentado poner de manifiesto la importancia de investigar en la génesis de capital social por los numerosos beneficios que dicho capital puede producir tanto para la sociedad en su conjunto como para los ciudadanos en particular. Sin embargo, es difícil saber cómo se puede generar capital social sin tener un concepto claro y preciso de dicho término; y la definición de capital social es siempre problemática porque éste es en sí mismo intangible. En este trabajo se ofrece una definición estructural de capital social que pretende conectar la estructura topológica de las redes sociales donde los individuos están insertos con los recursos disponibles para dichos individuos. El capital social es, tal como aquí se argumenta, información sobre recursos, tecnologías o habilidades, por ejemplo, obtenida por los individuos gracias a su participación en redes sociales y obligaciones de reciprocidad (obtener favores a cambio de favores) que pueden derivarse de las relaciones de confianza que en determinados casos surgen entre los individuos que pertenecen a la misma red social (Herreros 2002). Si los individuos no participan de alguna manera en redes sociales, no pueden acceder a recursos de capital social. Además, como se ha tratado de mostrar en este trabajo, ambos aspectos del capital social -información y reciprocidad- están relacionados con la estructura de las redes: por un lado, el flujo de información depende de la longitud de paso de red (L), y, por otro lado, las obligaciones de reciprocidad pueden depender del coeficiente de clustering de red (C). Ambos parámetros, L y C , a su vez, son función de ciertas propiedades estructurales de las redes sociales, a saber, la densidad de red (D), el índice de globalización de los vínculos (β) y el índice de Gini de la distribución de vínculos (IG).

8.2 La simulación informática

El análisis de la influencia de la estructura topológica de redes sociales complejas en la génesis de capital social se ha podido realizar gracias a la utilización de una novedosa técnica en la investigación sociológica: la simulación informática basada en agentes. Una de las ventajas fundamentales de la simulación es que, a diferencia de

otras técnicas de investigación, proporciona datos virtuales cuyos equivalentes empíricos son difíciles o imposibles de conseguir por los procedimientos estándar habituales. Dichos “datos” pueden ser utilizados posteriormente para evaluar numerosas hipótesis científicas y someter diversas tesis sociológicas a un examen más pormenorizado y exhaustivo. Dada la ausencia de suficientes datos empíricos sobre la estructura de las redes sociales complejas, este trabajo utiliza esta técnica para crear redes sociales artificiales con diferentes características topológicas con objeto de analizar el impacto de la estructura de dichas redes sobre los procesos dinámicos que tienen lugar dentro de ellas.

Otra de las ventajas principales de la simulación basada en agentes es que puede proporcionar explicaciones de fenómenos sociales complejos (constituidos por miles o incluso millones de individuos) basadas en los mecanismos causales a través de los cuales dichos fenómenos emergen. La investigación basada en métodos estadísticos cumple con la función fundamental, entre otras, de descubrir tendencias en la población así como de encontrar los factores que intervienen en dichas tendencias. Sin embargo, dichos métodos no pueden proporcionar una explicación, a través de los mecanismos causales subyacentes, de los fenómenos que detectan. En ningún caso se ha intentado en este trabajo criticar a los métodos estadísticos en sí mismos, sino aquellas investigaciones que intentan explicar fenómenos sociales empleando únicamente dichos métodos.

Los experimentos de simulación realizados permiten proponer un mecanismo que explique cómo la estructura de las redes sociales puede generar capital social a través de las acciones de los individuos. El mecanismo se puede resumir de la siguiente manera: un aumento del número de vínculos en una sociedad supone un incremento de la densidad de red. El aumento de la densidad implica una disminución de la longitud de paso medio (\bar{L}) y un aumento del coeficiente de clustering medio (\bar{C}). Una reducción de \bar{L} representa un aumento en la velocidad de la difusión de la información a través de las redes sociales; y una elevación de \bar{C} puede significar un incremento en la confianza entre los individuos vinculados entre sí en las redes sociales. Dicha confianza, a su vez, puede producir obligaciones de reciprocidad a través de dos engranajes: el mantenimiento de la reputación y la preservación de la autoestima (Herreros 2002). Por

último, como la difusión de la información y las obligaciones de reciprocidad asociadas a las relaciones de confianza son dos elementos centrales del capital social, el aumento de la difusión de la información y de las obligaciones de reciprocidad supone una elevación del capital social.

Sin embargo, es importante también señalar que la simulación basada en agentes posee algunos inconvenientes importantes: si dicha técnica se puede utilizar para suplir la falta de datos empíricos, como en el análisis de redes sociales a gran escala, la validación empírica de sus resultados es, si no irrealizable, sí muy costosa; y si el modelo no se comprueba empíricamente, entonces no hay manera de evaluar su exactitud (González 2004). De aquí que los experimentos de simulación realizados en este trabajo sin un contraste empírico pertinente no puedan liberarse de cierto aire de arbitrariedad, que es como mínimo incomodo. No obstante, el análisis empírico de los resultados de los experimentos, las hipótesis sugeridas y los mecanismos propuestos exceden el propósito original de este trabajo y se podrían abordar en futuras investigaciones.

Un problema añadido al de la comprobación empírica de los resultados de los experimentos de simulación es la reducida posibilidad de que otros científicos puedan reproducir dichos experimentos para comprobar si los resultados son consistentes. Como sucede con cualquier experimento científico, es necesario verificar que los resultados de la simulación se deben a causas substantivas y no a meros accidentes derivados, por ejemplo, de errores de programación (González 2006). Una forma de salvar este inconveniente consiste en reimplantar los experimentos de simulación haciendo uso de otros lenguajes de programación, lo cual ha sido realizado en este trabajo de investigación. Por ello, además de utilizar el lenguaje de programación C++, se ha empleado también el entorno de programación NetLogo para crear redes sociales artificiales, obteniendo resultados prácticamente semejantes. También se ha realizado un análisis estadístico meticuloso para determinar si dichos resultados de la simulación son estadísticamente significativos o, por el contrario, son producto de una inicialización accidental resultado de la creación caótica de las redes artificiales.

8.3 La estructura de redes sociales

La relación entre la estructura de las redes sociales y los procesos dinámicos que tienen lugar dentro de tales redes está destinada a ocupar una posición central en la sociología analítica (Hedström 2005). La razón por la cual la estructura de las redes es tan importante para las ciencias sociales radica en que ésta permite explicar a través de las acciones de los individuos los procesos dinámicos que se desarrollan en dichas redes. Todos los experimentos realizados en esta tesis doctoral muestran la importancia crucial de la estructura de red sobre los procesos dinámicos que acaecen en su interior.

8.4 Estructura de redes y capital social

La primera serie de experimentos de simulación muestran que no sólo la densidad de red (esto es, el número de individuos conectados entre sí), como muchos autores asumen, sino también el tipo de estructura de red (la distribución de vínculos entre los individuos) desempeñan un papel clave tanto en la difusión de información como en la creación de obligaciones de reciprocidad, es decir, en la génesis de capital social. Estos resultados nos permiten valorar las tesis de algunos teóricos del capital social bajo una perspectiva diferente. Dichos autores están en lo cierto cuando indican que un aumento en el asociacionismo implica un incremento de capital social. Sin embargo, se pueden aumentar los niveles de capital social variando el tipo de estructura y no necesariamente incrementando la densidad. La estructura de la distribución de los vínculos también influye en la génesis de capital social. Respecto a la relación entre la estructura de las redes sociales y la génesis de capital social, en este trabajo de investigación sólo se ha analizado una dirección: el impacto de la estructura de las redes en el capital social. Sería interesante analizar en futuras investigaciones la otra dirección, es decir, la influencia del capital social sobre el tipo de estructura de la red social emergente.

El segundo descubrimiento que estos experimentos de simulación han puesto de manifiesto es que las reservas de capital social dependen del índice de Gini de la distribución de vínculos. Sociedades radicalmente igualitarias o profundamente desiguales en la distribución de vínculos son menos eficientes en la difusión de la información, y, por tanto, en la creación de capital social, que sociedades con grados de desigualdad intermedios para los mismos valores de densidad. Además, se podría argumentar que el índice de Gini de la distribución de vínculos es, en numerosos casos,

una medida adecuada del grado de desigualdad en capital social, y dicho grado de desigualdad en capital social está relacionado con la desigualdad social (Coleman 1988; Lin 2001). Por tanto, el grado de desigualdad social de una sociedad puede influir en la génesis de capital social. Aunque estudiar la relación entre la desigualdad social y la desigualdad en capital social no forman parte de los objetivos de este trabajo, sería también interesante en el futuro analizar con más profundidad no sólo cómo afecta la desigualdad social a la generación de capital social, sino también al revés, es decir, cómo influye los niveles de capital social sobre dichas desigualdades sociales.

En este trabajo se ha estudiado, pues, cómo ciertas propiedades estructurales de las redes sociales, a saber, la densidad de red y la desigualdad en la distribución de vínculos entre los individuos, influyen en la génesis de capital social, pero también es posible investigar a través de la simulación cómo otros aspectos estructurales pueden afectar a la generación de capital social. Así pues, en el futuro se podría indagar cómo ciertas propiedades de gran trascendencia sociológica tales como el grado de intermediación, el grado de cercanía, K-grupos, los puentes estructurales, los vínculos débiles y los agujeros estructurales, por ejemplo, afectan a la transmisión de información relevante y a la creación de obligaciones de reciprocidad, es decir, a los recursos de capital social. Especial importancia tienen los puentes estructurales, aquellos vínculos que permiten unir diferentes grupos sociales constituidos por personas de distintas características (etnia, religión, ideología, género, edad, clase social, etc.), en la generación de capital social. Por ejemplo, Pérez-Díaz (2003) sostiene que la ausencia de puentes estructurales entre las dos *Españas* permitió la guerra civil española, pero fue la presencia de dichos puentes entre personas de ideologías contrarias lo que posibilitó el éxito de la transición a la democracia. Se ha demostrado también que la violencia entre diferentes comunidades religiosas se ha reducido en aquellas sociedades donde existen puentes estructurales entre dichos grupos (Varshney 2001). Así pues, la formación de puentes estructurales entre distintos grupos étnicos reduce la tensión entre ellos en aquellas sociedades asoladas por conflictos interculturales.

8.5 Estructura de redes y polarización política

El primer hallazgo que se desprende de la segunda serie de experimentos de simulación es que el grado de polarización política depende no sólo de la densidad de red, sino también del tipo de estructura de red. Densas redes sociales favorecen el

consenso político independientemente del tipo de estructura de red; sin embargo, para valores no excesivamente altos de densidad, el grado de polarización depende en gran medida de la estructura de red. Una conclusión importante que se puede derivar de estos resultados es que el tipo de estructura y/o la densidad de red pueden evitar el consenso político a pesar de que los individuos busquen en sus relaciones sociales la convergencia en cuestiones políticas. Así pues, no basta con la buena voluntad de los individuos para alcanzar el acuerdo político, la estructura de red es también un factor crucial a tener en cuenta. Esta paradoja entre el micro-comportamiento de los individuos y el macro-resultado social puede ser adecuadamente explicada utilizando técnicas de simulación informática basada en agentes.

Los experimentos de simulación además muestran que el índice de polarización política (*IPG*) también es función del grado de globalización de las conexiones (β): a medida que se incrementa β se reduce la polarización. Así pues, sociedades locales desde el punto de vista de las comunicaciones (con bajos valores de β) son más propensas a la polarización que sociedades globales (con altos valores de β).

Igualmente los experimentos ponen de manifiesto que el índice de polarización política depende también del índice de Gini de la distribución de vínculos (*IG*): a medida que aumenta *IG*, se incrementa la política polarización. Por consiguiente, sociedades desiguales en la distribución de vínculos están políticamente más polarizadas que sociedades menos desiguales. Si la desigualdad en capital social está relacionada con la desigualdad social, como algunos autores defienden (Coleman 1988; Lin 2001), y la polarización política está presumiblemente ligada al conflicto político, entonces se podría concluir que la desigualdad social puede llevar al conflicto político en un entorno social donde los individuos intentan alcanzar el consenso a través de sus relaciones.

Los resultados de los experimentos aquí realizados muestran que sociedades con altos niveles de cohesión social (altos grados de tolerancia) tienden hacia el consenso político, y, por el contrario, sociedades altamente disgregadas (bajos niveles de tolerancia) favorecen la polarización política. Sin embargo, los resultados de los experimentos también señalan que el impacto del nivel de tolerancia sobre el índice de polarización política depende del tipo de estructura de red. De esta manera, se podría

reducir el grado de polarización política de una sociedad modificando el tipo de estructura de red y no necesariamente aumentando el nivel de tolerancia entre sus ciudadanos. Por tanto, no sólo la tolerancia sino también la estructura de la distribución de los vínculos afectan al grado de polarización política.

Los resultados de los experimentos de simulación también apuntan hacia la importancia crítica del tamaño de subpoblaciones moderadas y tolerantes para el logro de acuerdos en sociedades donde reina la intolerancia y la polarización: por debajo de cierto valor crítico en el tamaño de dichas subpoblaciones casi nunca se alcanza consenso, mientras que por encima de dicho valor casi siempre se logra. Además tal valor crítico depende del grado de desigualdad en la distribución de vínculos: a medida que aumenta la desigualdad en capital social se incrementa el tamaño que debe tener una población moderada y tolerante para conseguir el consenso. Se pueden aplicar estos resultados a dos momentos importantes de la historia contemporánea de España: el reducido tamaño de una población moderada y tolerante en los años treinta quizás impidió el consenso político y posibilitó la guerra civil española; por el contrario, el mayor tamaño de esta masa tolerante y moderada, cuarenta años más tarde, contribuyó a lograr el consenso político y quizás facilitó la transición a la democracia.

Por último, me gustaría terminar señalando que aunque la línea de investigación seguida en este trabajo está en una etapa muy temprana de desarrollo, creo que es de interés porque sugiere que diferentes tipos de estructuras de redes generan distintos tipos de resultados sociales. Así pues, el principal mensaje de esta tesis doctoral es que el progreso de la teoría sociológica quizás necesite una mirada más analítica de la realidad social que busque explicitar los mecanismos mediante los cuales la estructura de las redes sociales a través de las acciones de los individuos genera fenómenos sociales.

Outline of the thesis

1. Introduction

Sociology was born with scientific vocation and therefore with the purpose of applying empirical rationality to the analysis of social reality. However, two centuries later, sociology seems not to enjoy good scientific health (Aguiar, de Francisco y Noguera 2009): on the one hand, a part of sociology has been led towards theoretical obscurantism and conceptual vagueness by the influence of irrationalist trends (Noguera 2006); on the other hand, sociological theory and research itself possesses a limited explanatory capacity of social phenomena, which has favoured the development of a fragmented, confused discipline (Hedström 2005).

In the same way, the most important problem of the status of sociology as a scientific discipline does not only come from influential trends that reinforce of irrationalism, which are obviously non-scientific, but also from sociological theory and research itself, which, despite being scientific, has an insufficient explanatory power. As certain authors such as Boudon (2002), Coleman (1986), Elster (2007), Hedström (2005), amongst others, have pointed out, a great part of sociological theory has developed into a mere form of philosophy of social without any precise empirical referent; likewise, empirical research has evolved into shallow statistical analysis without any specific theoretical basis. Empirical research without sociological theory often lacks wider significance; similarly, sociological theory without clear, accurate concepts and empirical research easily turns into a fictional story.

The main challenge of this thesis is to try to encourage sociology to engage with its initial objective, namely, the application of scientific method with the aim of knowing about the social world. In order to do that, this work tries to favour theoretical clarity and conceptual accuracy, far away from irrationalist trends; moreover, to hew a path between an empiricist sociology, only based on variables, and a rationalist sociology, frequently based on grandiloquent writings, with the objective of helping to overcome the state of fragmentation and confusion, wherein lies an important part of sociology.

This piece of research attempts to follow the methodological way drawn up by analytical sociology (Barbera 2004; 2006; Hedström 2005; 2006; Hedström and

Bearman 2009a; y Hedström and Swedberg 1998a), which tries to explain social phenomena. Whereas certain sociological trends focus on interesting interpretations of social processes –more typical of social philosophy- others are concerned with appropriate descriptions of social events, as it is the case of social statistics. However, analytical sociology introduces itself as a scientific approach that tries to explain social phenomena based on both descriptions and interpretations of such social phenomena. Most sociologists would probably maintain that it is typical of sociology as a scientific discipline to explain social phenomena and, thus, they could assume what was said above. Nevertheless, the problem lies in the fact that sociologists do not agree about what an acceptable explanation should look like. Sociology is a fragmented discipline, and the term “explaining” means different things to different sociologists.

Following the way drawn up by analytical sociology, this thesis tries to argue that mechanism-based explanations are the most appropriate explanations for the social sciences (Bunge 2000; Elster 1989; Hedström 2005; 2006; Hedström and Swedberg 1998a; and Merton 1967). According to this approach, explaining a social phenomenon consists of referring to a mechanism through which such phenomenon is brought about. For example, if a relationship is observed between two social events, A and B, explaining such relationship is to look for a mechanism, M, by which the cause A leads to the effect B. Therefore, explaining does not merely involve highlighting the relationship between two social events, but seeking a mechanism through which such events are related. This issue has more to do with philosophy of science than sociology properly; nonetheless, it has essential implications for sociology and, for this reason, it is treated in this work.

The mechanism-based explanations of social phenomena necessarily refer to the actions of agents who constitute the phenomenon we seek to explain. That is to say, the relationships between social events can be intelligible by invoking explicitly the actions of such agents. Hence, analytical sociology deals with explaining social processes taking into account the actions of agents which cause the process we wish to explain. On the other hand, explanations should bear in mind not only the actions, but also the structure of interaction amongst the actions of agents, in other words, the structure of social networks in which actors are embedded as the reference of the actions is a necessary condition, but insufficient to explain social phenomena properly. It should be

noted that this emphasis on action-based explanations does not imply a commitment to any extreme form of methodological individualism that may deny the explanatory importance of pre-existing social structures, but could adhere to a conception entitled structural individualism (Hedström and Bearman 2009b). In this sense, one of the core objectives of this thesis consists in persuading sociology itself to maintain a more analytical look through explanatory mechanisms, taking into account both the actions of agents and the structure of interactions amongst such agents.

This thesis deals with explaining a social phenomenon, namely, social capital, referring to the mechanism through which such phenomenon is brought about. In addition, such mechanism, in turn, should bear in mind both the actions and the structure of interaction amongst the actions of such agents.

The central thesis of the theory of social capital, practically accepted by all sociologists, is extremely simple –social networks matter. Social networks can generate social capital, and social capital can produce both public and private benefits. Therefore, social networks are important because they can, for example, boost democracy (Putnam, 1995; Putnam, 2000; and Putnam et al, 1993), develop the economy (Fukuyama, 1995), reduce poverty, lower levels of delinquency and improve the physical and mental health of individuals, amongst other benefits. These findings seem to be supported by a large amount of research that shows the relationship amongst social networks, social capital and public and private benefits (Kawashi, Subramanian and Kim 2007). Individuals create social networks often seeking in them private benefits (happiness, love, wealth and health, for instance), but, at the same time, it can generate public benefits, although they may not be aware of it. It should not be surprising then that some of the current theorists could paraphrase Mandeville and maintain that private vices can become public benefits.

The question of how to invest in social capital, which seems to produce such good effects, can be a crucial question both for the development of society and for individuals. An answer to this question implies knowledge of the answer to a previous question: namely, what is social capital? The first aim of the thesis is to try to define the concept of social capital clearly and accurately relating to the actions of individuals and the structure of interaction in which actors are embedded.

The thesis presented by Putnam (2000) on the importance of civic associationism to boost democracy; the thesis maintained by Fukuyama (1995) on the link between civil associationism and economic development; the thesis stated by Bourdieu (1985) on the appropriateness of closed groups for the cooperation amongst their members; the thesis argued by Coleman (1990) on the pertinence of closed communities for the feeling of security; the thesis contended by Burt (1992 and 2005) on the importance of structural bridges to bring about brilliant ideas; and the thesis suggested by Granovetter on the value of weak links to find a job, are accepted by most sociologists, although there is no definitive evidence to support all of these theses so far. All Putnam and Fukuyama, for instance, can show is a certain correlation between the extension of formal social networks and the level of political participation or economic activity (González 2006); nevertheless, it does not totally prove that social networks have good consequences for democracy and the economy. There is not enough empirical data to be able to support all of these theses, and what is worse, maybe this data will never be available to researchers.

However, agent-based simulation could provide virtual data otherwise difficult or impossible to get from standard sociological research techniques. In addition to this, such data could be suitable to assess the theses of social capital theorists quoted above. This new technique, which uses the power of current computers, allows one to create artificial social networks similar to real social networks with respect to certain structural aspects, overcoming the limits of empirical research itself. Hence, the second aim of this research consists of arguing that agent-based modeling is an adequate technique not only for empirical research, but also as a theoretical tool to be able to assess with virtual data the thesis cited above. In order to do that, it is necessary to employ a computer language or environment for the purpose of creating virtual social networks as well as a programme of network analysis to calculate structural properties of such networks. This research work uses C++ and NetLogo as computer programmes, as well as Ucinet and Visone as programmes of network analysis.

There are grounds for suggesting then that there is not enough empirical data to support the theses of social capital theorists who have been quoted above. In addition, it could be argued that there is no broad consensus on how social networks could develop social capital. In other words, most authors do not satisfactorily account for the

mechanisms which underlie the creation of social capital through the actions of agents and the structure of social networks.

On the other hand, the traditional analyses of social networks developed by Granovetter, Milgram and Coleman about the concepts of “weak links”, “six degrees” and studies on the diffusion of innovation, clearly show the importance of structural properties of social networks on the dynamic processes which happen within them (Coleman et al, 1957; Granovetter, 1973; and Milgram, 1967). Likewise, the current analyses of the global structure of networks by Watts, Barabási and Newman about the terms of “small world”, “scale-free” and “assortativity”, highlight the deep impact of the structure of the network of social networks on social phenomena. Nevertheless, neither the traditional analyses nor the current analyses say anything about the mechanisms which lie beneath the processes of formation of social capital. Hence, the third aim of this work is to find possible causal mechanisms which might explain how the structure of social networks through the actions of individuals can generate social capital.

As suggested above, there is no general agreement on how social networks could bring about social capital; likewise, there is no consensus on how social capital could stimulate the economy, democracy, cooperation and security amongst other many factors. That is to say, there is no broad agreement on how social capital could generate private and public benefits. In this sense, the fourth aim of this work consists of trying to elucidate how the structure of social networks, through the social capital that it can bring about, influences a particular issue of democratic societies, important for its well being, namely, political consensus, polarization and fragmentation in social settings in which individuals seek agreement in their interactions (for instance adapting their opinions to each other).

According to Putnam (1995 and 2000), a high level of social capital is a necessary condition to make democracy work and develop the economy. The decline of social capital in Western society, as Putnam pointed out, may explain the large numbers of problems in the promotion of democracy and economic development. Having said that, it would be possible to wonder how to invest in social capital and how inequality in social capital, directly related to social inequality, affects the genesis of social capital itself. Therefore, the last aim of this work involves analyzing, on the one hand, how

inequality in social capital -measured as the Gini index of the distribution of social links- impacts on the genesis of social capital itself; and, on the other hand, how inequality in social capital influences the level of political polarization in democratic settings. In spite of the complexity of these questions, this work tries to offer a first answer through agent-based simulation and social network analysis.

The purpose of this thesis is fourfold. Firstly, it introduces a new approach to sociology that some scholars have called analytical sociology. Secondly, it attempts to define with clarity and accuracy the essential terms used by this work namely, social network and social capital. Thirdly, it tries to justify agent-based simulation as appropriate technique for social sciences, and, particularly, to analyze how the structure of social networks affects the creation of social capital. Finally, it attempts to carry out a large number of virtual experiments with the purpose of understanding how inequality in social capital impacts on the genesis of social capital and political polarization.

2. Conclusions

This thesis attempts to highlight the importance of research on the genesis of social capital due to the fact that such social capital might generate both public and private benefits. However, it is difficult to know how social capital could be created without a clear and accurate definition of such concept. Moreover, the definition of social capital is always problematic because it is such an intangible capital. If we do not have a comprehensive and precise definition of social capital, any investment in it would be a waste of time, money and energy. This work offers a structural definition of social capital that attempts to relate the structure of social networks, in which agents are embedded, to the resources available to individuals. This piece of research defines social capital as a series of resources available to individuals derived from their participation in social networks: this set of resources consists of information flowing through social networks and obligations of reciprocity (obtaining favours for favours – mutuality), which can come out of the mutual confidence between individuals in the same social network (Herrerros 2002). The subjects cannot access these social capital resources if they do not participate, in some way, in social networks. An isolated individual who does not participate in any social network cannot take advantage of any social capital resources. Social capital is thus made up of information which flows through the networks and obligations of reciprocity. The quantity of information

diffused in the network is related to a structural property (average path length – L), whereas the reciprocity obligations are related to another structural property (the clustering coefficient – C). In addition, both parameters, L and C , in turn, depend on other structural properties, namely, the density of network (D), the index of the globalization of links (β) and the Gini index of the distribution of links (GI). Any factor which reduces L or increases C could thus increase the levels of social capital and, as a result, public and private benefits.

The analysis of the impact of complex social network structure on the creation of social capital can be carried out thanks to the use of an innovative technique in social research, namely, agent-based computer simulation. One of the most important advantages of computer simulation is to provide virtual data difficult or impossible to obtain by standard empirical research. Such virtual data could subsequently be used to assess scientific hypotheses and sociological theses in detail. Given the lack of enough empirical data on the complex social network structure, this work uses social simulation to create artificial social networks with different topological features in order to analyse the influence of the structure of social networks on dynamic processes that take place within such networks.

Another main advantage of computer simulation is that it can provide explanations of complex social phenomena, made up of thousands or millions of individuals, based on causal mechanisms through which such phenomena can be brought about. Research based on statistical methods plays the fundamental role of finding trends in the population as well as discovering the factors that are involved in these trends. However, such methods cannot give an explanation of the causal mechanisms behind the phenomena they detect. In any case, this thesis does not try to criticise the statistical method itself, but some research that attempts to explain social phenomena using only these methods.

The simulation experiments carried out in this work also show up a possible causal mechanism that explains how the structure of complex social networks can bring about social capital. The proposed explicative mechanism could be summarised in the following way: a rise in the degree of associationism assumes a rise in the number of social links and, therefore, in network density. The increase in network density implies

a drop in the average path length (\bar{L}) and a rise in the clustering coefficient (\bar{C}). A reduction in \bar{L} represents a rise in the speed of transmission through social networks of information, material resources, social abilities, new technologies and new ideas, for instance. A rise in \bar{C} might mean an increase in confidence between members linked to each other in social networks. This confidence, in turn, can produce obligations of reciprocity through two mechanisms: maintenance of reputation and conservation of self-esteem. Finally, as the diffusion of information and the obligations of reciprocity associated with the relations of confidence are the central elements of social capital –as it has long been argued in this work– the rise in the transmission of information and the obligations of reciprocity involves a rise in social capital.

Nevertheless, it is also important to point out that computer simulation has some major disadvantages: if such techniques could rightly be used to overcome the lack of empirical data, like the analysis of social networks in large scale, the empirical validation of its results would be difficult or impossible. In addition, if the model were not empirically checked, it would be impossible to assess its accuracy (González 2004). Thus, without clarifying the empirical accuracy of simulation experiments carried out in this work, the results may be somewhat arbitrary. Nonetheless, the empirical analysis of the results of the experiments, of the hypothesis suggested and the mechanisms proposed go beyond the objectives of this thesis and further research should be carried out to validate them.

Another problem related to computer simulation is the limited possibilities that experiments could be reproduced by other scientists to corroborate if the results are solid. Like any other scientific experiment, it is necessary to validate that the results of computer simulation are due to substantive causes and not mere accidents, such as programme errors (González 2006). A way of overcoming this problem consists in running the simulation experiments using other programme languages. In order to do this, in addition to employing the computer language, C++, this work also uses NetLogo as a computer environment to create artificial social networks, obtaining eventually the same results. A meticulous statistical analysis has also been carried out to determine if the results of the experiments are statistically meaningful or, conversely, they are the result of an accidental initialization in the chaotic creation of artificial networks.

The relationship between the structure of social networks and the dynamic processes that take place within such networks is destined to become a central area of analytical sociology (Hedström 2005). The reason why the network structure is so important is that it allows one to explain, through the actions of individuals, the social dynamics that take place upon social networks. All the experiments carried out in this piece of research show up the key importance of the structure of networks in dynamic processes.

The first series of social simulation experiments shows that it is not only the network density (as a large number of authors assume) but also the structure of the network, that is to say, the distribution of links amongst individuals, what plays a key role both in the diffusion of information and in the generation of obligations of reciprocity, in other words, in the creation of social capital. These results allow one to assess the theses of some theorists of social capital using a different approach. Such authors are right as they point out that a rise in the associationism involves an increase in social capital. However, it is also possible to raise the levels of social capital altering the type of structure, and not necessarily the density. The structure of the distribution of links also plays a crucial role in the genesis of social capital. Regarding the link between the structure of social networks and the genesis of social capital, this research has only analysed one way: the impact of the structure of networks on social capital. In future research, it would be interesting to analyse the influence of social capital on the type of structure of social networking.

The second finding shows that the level of social capital depends on the Gini index of the distribution of links. Egalitarian societies (with all individuals having the same number of links) or considerably unequal societies in the distribution of links (for instance, a power-low distribution) are less efficient in transmitting information and, therefore, in the creation of social capital than societies with intermediate levels of inequality, for the same network density. Moreover, it could be argued that the Gini index of the distribution of links is a suitable measure of inequality in social capital closely related to social inequality (Coleman 1988; and Lin 2001). Therefore, one important conclusion of this work is that the level of social inequality can influence the genesis of social capital. Although the study of the relationship between social inequality and inequality in social capital is not an aim of this thesis, it would be

interesting in the future to analyse in depth not only how social inequality affects on the creation of social capital, but also how the levels of social capital have an influence on such social inequality.

This piece of research has thus studied how certain structural properties of social networks, namely, density and inequality in the distribution of links between individuals, influence the genesis of social capital, but it would also be possible to research through computer simulation how other structural aspects could affect the generation of social capital. Therefore, a potentially important piece of sociological research could be an analysis of how certain properties such as betweenness, K-groups, structural bridges, weak links, structural holes amongst others, affect the diffusion of information and the creation of obligations of reciprocity, in other words, the resources of social capital. Structural bridges, which can be defined as links that attempt to join different social groups made up of people with different features (ethnicity, religion, ideology, gender and social class, for instance) have an enormous importance in the genesis of social capital. According to Pérez-Díaz (2003), the lack of structural bridges between the two Spanish factions in the thirties allowed the Spanish Civil War; nevertheless, it was the presence of such structural bridges between people of completely opposite ideologies what made possible the success of the transition to democracy. As Varshney (2001) empirically affirms, the violence between different religious communities has considerably declined in those societies where there are structural bridges between different communities. Thus, the formation of structural bridges between different ethnic or ideological groups decreases the conflict between them in those societies devastated by intercultural or political conflicts.

The second series of simulation experiments performed in this thesis shows that the degree of political polarization is not only affected by density of network, but also the type of network structure. Dense social networks favour political consensus independently of the type of network structure; however, for values of density not too high, the level of polarization greatly depends on the network structure. One important conclusion of these experiments is that the type of structure and/or density could prevent political consensus, despite the fact that individuals seek consensus in their relationships on political issues. Therefore, the good will of individuals is not sufficient to reach consensus, it is also necessary to take into account network structure. This

paradox between the micro-motives of individuals and macro-behaviour of society could suitably be explained by using agent-based modeling.

The simulation experiments carried out here show that the index of political polarization also depends on the degree of globalization of links (β): as β increases, polarization decreases. Thus, local societies from a communicational point of view (with low value of β) are more favourable to polarization than global societies (with high value of β).

As the results point out, the index of political polarization also depends on the Gini index of the distribution of links (IG): a rise in IG involves an increase in political polarization. Therefore, more unequal societies in the distribution of links are more polarized than less unequal societies. Further, if inequality in social capital is clearly related to social inequality, like some authors maintain (Coleman 1988; Lin 2001), and political polarization is linked to political conflict, then it could be admitted that the model proposed in this work explains why social inequality could lead to political conflicts in a social setting where individuals try to reach consensus through their connections.

The results of simulation experiments performed in this piece of research show that societies with high levels of social cohesion (high levels of tolerance) tend to political consensus and, conversely, societies with low levels of social cohesion (low level of tolerance) favour political polarization. However, the results also point out that the impact of the level of tolerance on political polarization depends on the type of network structure. Political polarization in a society could therefore be reduced by shifting the type of network structure, and not necessarily increasing the tolerance level between their citizens. To sum up, the degree of political polarization is not only affected by the tolerance level, but also by the structure of the distribution of links.

The results also suggest that the size of tolerant and moderate subpopulations is a crucial factor to reach consensus in intolerant and extremely polarized societies: below certain critical values of size, consensus is hardly ever attained, whereas above such values, consensus is almost always reached. Further, such critical values depend on inequality of the distribution of links: a rise in inequality in social capital implies an

increase in the size that should have a tolerant and moderate subpopulation to attain political consensus. This finding could apply to two important moments in the history of Spain: the reduced size of a tolerant and moderate population in the thirties might have prevented political consensus and favoured the Spanish Civil War; in contrast, the larger size of that tolerant and moderate population, forty years later, may have contributed to a political consensus and favoured the transition to democracy.

Finally, I would like to finish indicating that although the line of research of this thesis is still in its infancy, it is of enormous interest because it suggests that different types of network structures bring about different social outcomes. Therefore, the main message of this work is that the progress of sociological theory may need a more analytical study of social reality that seeks to specify the mechanisms through which the structure of social networks brings about social phenomena.

Referencias bibliográficas

- Abramowitz, A. I., and K. L. Saunders. 2008. "Is Polarization a Myth?" *Journal of Politics* 70(2):542-555.
- Adamic, L. A., and B. A. Huberman. 2000. "Power-law distribution of the world wide web." *Science* 287:2115.
- Aiello, W., F. Chung, and L. Lu. 2002. "Random evolution of massive graphs.", in *Handbook of Massive Data Sets*, eds. J. Abello, P. M. Pardalos, and M. G. C. Resende. Kluwer: Dordrecht, 97–122.
- Alesina, A., and E. La Ferrara. 2002. "Who Trusts Others?" *Journal of Public Economics* 85:207-234.
- Amblard, F., and G. Deffuant. 2004. "The role of network topology on extremism propagation with the relative agreement opinion dynamics." *Physica A*, 343: 725-738.
- Andréu, J. (ed.). 2005. *Desde la esquina de Europa. Análisis comparado del capital social en Andalucía, España y Europa*. Sevilla: Centro de Estudios Andaluces.
- Archer, M. S. 1995. *Realist Social Theory: The Morphogenetic Approach*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Axelrod, R. 1997. "Advancing the art of simulation in the social science.", in *Simulation Social Phenomena*, eds. R. Conte, R. Hegselmann, and P. Terna. Berlin: Springer-Verlag, 21-40.
- 1997b. "The Dissemination of Culture: A Model with Local Convergence and Global Polarization." *Journal Conflict Resolution* 41:203-226.
- Baldassarri, D., and P. Bearman. 2007. "Dynamics of Political Polarization." *American Sociological Review* 72: 784-811.

Barabási, A. L. 2002. *Linked. The New Science of Networks*. Cambridge, MA: Perseus.

Barabási A. L., and R. Albert. 1999. "Emergence of Scaling in Random Networks." *Science* 286:509-12

Barabási A. L., y E. Bonabeau. 2003. "Redes sin Escala." *Investigación y Ciencia*, julio: 58-67.

Barabási, A. L., H. Jeong, E. Ravasz, Z. Néda, A. Schuberts, and T. Vicsek. 2002. "Evolution of the social network of scientific collaborations." *Physica A* 311: 590–614.

Bauman, Z. 2001. *The Individualized Society*. Cambridge: Polity Press.

Bhaskar, R. 1998. *The Possibility of Naturalism: A Philosophical Critique of the Contemporary Human Sciences*. London: Routledge.

Blau, P. M. 1970. "A Formal Theory of Differentiation in Organizations." *American Sociological Review* 35:201-18.

1986. *Exchange and Power in Social Life*. New Brunswick: Transaction Books.

Black, D. 1979. "A Strategy for Pure Sociology", in *Theoretical Perspectives in Sociology*, ed. S. G. McNail. New York: St. Martin's Press, 149-56.

Brante, T. 2001. "Consequences of Realism for sociological Theory-Building." *Journal for the Theory of Social Behaviour* 31:167-95.

Beck, U., and M. Ritter. 1992. *Risk Society: Towards a new Modernity*. London: Sage

Boudon, R. 1976. "Comment on Hauser's 'Review of Education, Opportunity, and Social Inequality'." *American Journal of Sociology* 81:1175-87.

1991. "What Middle-Range Theories Are?" *Contemporary Sociology* 20:519-22.

2002. "Sociology that really matter." *European sociological review* 18:371-8.
- Bourdieu, P. 1985. "The forms of Capital", in *Handbook of theory and research for the sociology of education*, ed. J. G. Richardson. New York: Greenwood.
1988. *Cosas dichas*. Buenos Aires: Gedisa.
- Bunge, J. 1996. *Finding Philosophy in Social Science*. New Haven: Yale University Press.
2000. *La Relación entre la Filosofía y la Sociología*. Madrid: EDAF.
- Burger, T. 1977. "Talcott Parsons, the Problem of Order in Society and the Program of an Analytical Sociology." *American Journal of Sociology* 83:320-344.
- Burt, S. R. 1992. *Structure Holes: The Social Structure of Competition*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
2001. "Structural Holes versus Network Closure as Social Capital", in *Social Capital: Theory and Research*, ed. N. Lin, K. S. Cook, and R. S. Burt. New York: Aldine de Gruyter, 31-56.
2004. "Structural holes and good ideas." *American Journal of Sociology* 110: 349-399.
2005. *Brokerage and Closure*. Oxford: Oxford University Press.
- Calvert, R. 1985. "The Value of Biased Information: A rational Choice Model of Political Advice." *Journal of Politics* 47:530-555.
- Catania J. A., T. J. Coates, S. Kegels and M. T. Fullilove. 1992. "The population-based AMEN (AIDS in Multi-Ethnic Neighborhoods) Study." *Am. J. Public Health* 82: 284-287.

Castells, M. 2000. *The Rise of the Network Society*. Malden, MA: Blackwell.

Cohen, J. L., y A. Arato. 1995. *Civil society and Political Theory*. Cambridge: The MIT Press.

Coleman, J. S. 1986. "Social Theory, Social Research and a theory of Action." *American Journal of Sociology* 91:1309-35.

1988. "Social Capital in the Create of Human Capital." *American Journal of Sociology* 94:95-120.

1990. *Foundations of Social Theory*. Cambridge: Harvard University Press.

Coleman, J. S., H. Menzel, and E. Katz. 1957. "The diffusion of an innovation among physicians." *Sociometry* 20:253-270.

Collier, A. 1994. *Critical Realism: An introduction to Roy Bhaskar's Philosophy*. London: Verso.

Comte, A. 1842 [1981]. *Curso de Filosofía Positiva*. Buenos Aires: Aguilar.

Crick, F. 1989. *What Mad Pursuit: A Personal View of Scientific Discovery*. London: Penguin Books.

Dahl, R. 1985. *A Preface to Economic Democracy*. Cambridge: Polity Press.

Dahrendorf, R. 1968. *Essays in the Theory of Society*. Stanford, CA: Stanford University Press.

Davidson, D. 1980. *Essay on Actions and Events*. Oxford: Clarendon Press.

Davis, G. F. and H. R Greve. 1997. "Corporate elite networks and governance changes in the 1980s." *American Journal of Sociology* 103:1-37.

- Deffuant, G., F. Amblard, G. Weisbuch and T. Faure 2002. "How can extremism prevail? A study based on the relative agreement interaction model." *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 5 (4): <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/5/4/1.html>.
- Díaz-Guilera, A., A. Arenas, R. Guimerá, J. L. Molina, F. Casas, y C. Lozares. 2003. "Comentarios a *El problema del mundo pequeño* de S. Milgram." *Araucaria* 10.
- Diestel, R. 2000. *Graph Theory*. New York: Electronic Edition.
- DiMaggio, P., J. Evans, and B. Bryson. 1996. "Have Americans' social attitudes become more polarized?" *American Journal of Sociology* 102:690-755.
- Durkheim, E. 1895 [1965]. *Las reglas del método sociológico*. Buenos Aires: Schapire
- Elter, J. 1983. *Sour Grapes: Studies in the Subversion of Rationality*. Cambridge: Cambridge University Press.
1986. "Introduction.", in *Rational Choice*, ed. J. Elster. Oxford: Blackwell.
1989. *Nuts and Bolts for the social Science*. Cambridge: Cambridge University Press.
1993. *Political Psychology*. Cambridge: Cambridge University Press.
1999. *Alchemies of the Mind: Rationality and the Emotions*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Epstein, J.M. 2006. *Generative Social Science - Studies in Agent-Based Computational Modeling*. Princeton: Princeton University Press.
- Erikson, B. H. 2001. "Good networks and Good Jobs: The value Social Capital to Employers and Employees", in *Social Capital: Theory and Research*, ed. N. Lin, K. S. Cook, and R. S. Burt. New York: Aldine de Gruyter, 127-158.

Esteban, J. and D. Ray. 1994. "On the Measurement of Polarization." *Econometrica* 62: 819-51.

Federico, A. de. 2005. "El análisis dinámico de redes sociales con SIENA. Método, discusión y aplicación." *Empiria. Revista de metodología de ciencias sociales* 10:151-181.

Festinger, L. 1957. *A Theory of Cognitive Dissonance*. Stanford: Stanford University Press.

Fiorina, M., and S. J. Abrams. 2008. "Political Polarization in the American Public." *Annual Review of Political Science* 11:563-588.

Flap, H. D. 1991. "Social Capital in the Reproduction of Inequality." *Comparative Sociology of Family, Health and Education* 20:6179-6202.

Franks, D. W., J. Noble, P. Kaufmann and S. Stagl. 2008. "Extremism Propagation in Social Networks with Hubs." *Adaptive Behavior* <http://eprints.ecs.soton.ac.uk/13480>

Friedman, M. 1953. "The methodology of Positive Economics", in *Essays Positive Economics*, ed. Milton Friedman. Chicago: University of Chicago Press, 210-244.

Fukuyama, F. 1995. *Trust: social virtues and the creation of prosperity*. New York, NY: Simon and Schuster.

1998. *La confianza*. Barcelona: Ediciones B.

Gambetta, D. 1998. "Concatenation of Mechanism", in *Social Mechanism: An analytical Approach to Social Theory*, eds. P. Hedström, and R. Swedberg. Cambridge: Cambridge University Press, 102-24.

Gambetta, D. (ed.). 2000. *Trust: Making and Breaking Cooperative Relations*.

Department of Sociology, University of Oxford: Electronic Edition.

Gibson, Q. 1983. "Tendencies." *Philosophy of Science* 50:296-308.

Giddens, A. 1984 [1995]. *La constitución de la sociedad: bases para la teoría de la estructuración*. Buenos Aires: Amorrortu Editores.

Gilbert, N. 2008. *Agent-Based Models*. Quantitative applications in the social science153. London: Sage.

Gilbert, N., and A. Abbott (eds.). 2005. "Social Science Computation." *American Journal of Sociology* 110 (4).

Gilbert, N., A. Pyka, and P. Ahrweiler. 2001. "Innovation Networks: A simulation Approach." *Journal of Artificial Society and Social Simulation* 9(2).

Gilbert, N., and K. G. Troitzsch. 2005. *Simulation for the Social Scientist*. Milton Keynes: Open University Press.

Goldthorpe, J. H. 1996. "The Quantitative Analysis of Large-Scale Data-Sets and Rational Action Theory: For a Alliance." *European Sociological Review* 12: 109-26.

2000. *On sociology: Numbers, Narratives, and the Integration of Research and Theory*. Oxford: Oxford University Press.

González, S. 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

Granovetter, M. 1973. "The strength of weak ties." *American Journal of Sociology* 76: 1360-1380.

1985. "Economic Action and Social Structure: The Problem of Embeddedness." *American Journal of Sociology* 91: 481-510.

1995 [1974]. *Getting a Job*. Chicago: University of Chicago Press.

Habermas, J. 1987. *The Theory of Communicative Action*. Boston: Beacon Press.

Hahn, R. A. 1973. "Understanding Beliefs: An Essay on the Methodology of the Statement and Analysis of Belief System." *Current Anthropology* 14: 207-29.

Hedström, P. 2005. *Dissecting the Social*. Cambridge: Cambridge University Press.

2006. "Explaining Social Change: An Analytical Approach." *Papers: Revista de Sociología* 80:73-95

Hedström, P., and P. Bearman (eds.). 2009. *The Oxford Handbook of Analytical Sociology*. Oxford: Oxford University Press.

Hedström, P., and R. Swedberg (eds.). 1998. *Social Mechanisms: An analytical Approach to Social Theory*. Cambridge: Cambridge University Press.

1998b. "Social Mechanism: An Introductory Essay", in *Social Mechanism: An analytical Approach to Social Theory*, eds. P. Hedström, and R. Swedberg. Cambridge: Cambridge University Press, 1-31.

Hempel, C. G. 1965. *Aspect of Scientific Explanation*. New York: Free Press.

Hernes, G. 1998. "Real Virtuality", in *Social Mechanism: An analytical Approach to Social Theory*, eds. P. Hedström, y R. Swedberg. Cambridge: Cambridge University Press, 74-101.

Herreros, F. 2002. *¿Por qué Confiar? El Problema de la Creación de Capital Social*. Madrid: CEACS.

- Holland, J. H. 1998. *Emergence: From Chaos to Order*. Cambridge, MA: Perseus Books.
- Homans, G. C. 1961. *Social Behaviour: Its elementary Forms*. London: Routledge & Kegan Paul.
- Hunter, J. D. 1991. *Culture Wars: The Struggle to Define America*. New York: Basic Books.
- Jaime-Castillo, A., y J. I. García-Valdecasas. 2010. "Social Pressure, Tolerance and Network Structure in the Diffusion of Political Preferences," forthcoming in *Policy Studies Journal*.
- Kahneman, D. 2003. "Maps of Bounded Rationality: Psychology for Behavioural Economics." *American Economic Review* 93(5):1449-75.
- Kawachi, I., S. V. Subramanian, and D. Kim. (eds.). 2007. *Social Capital and Health*. New York: Springer.
- Hegselman, R., and U. Krause. 2002. "Opinion dynamics and bounded confidence models, analysis, and simulation." *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 5 (3): <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/5/3/2.html>.
- Knack, S. and P. Keefer. 1997. "Does Social Capital Have an Economic Payoff?" *Quarterly Journal of Economic* 112:1251–88.
- Kochan, M. (ed.). 1989. *The Small World*. Norwood, NJ : Ablex La Due Lake, R. And Huckfeldt, R. 1998. "Social Capital, Social Networks, and Political Participation." *Political Psychology* 19:567-84.
- Lazarsfeld, P. 1955. "Interpretation of Statistical Relations as a Research Operation", in *The language of Social Research*, eds. P. Lazarsfeld, and M. Rosenberg. New York: Press Free, 115-25.

- Lazarsfeld, P., and R. K. Merton. 1954. "Friendship as a Social Process: A Substantive and Methodological Analysis", in *Freedom and Control in Modern Society*, eds. Morroe Berger, Theodore Abel, and Charles H. Page. New York: Van Nostrand, 18-66.
- Levi, M. 1996a. *A State of Trust*. Florencia: European University Institute Working Paper 96/23.
- 1996b. "Social and Unsocial Capital: A Review Essay of Robert Putnam's Making Democracy Work." *Politics and Society* 24(1):45-55.
- Lewis, D. K. 1994. "Reduction of Mind", in *A Companion to the Philosophy of Mind*. Oxford: Blackwell, 413-31.
- Lin, N. 1982. "Social Resources and Instrumental Action", in *Social Structure and Network Analysis*, ed. P. V. Marsden and N. Lin. Beverly Hills, CA: Sage, 132-145.
1999. "Social Network and status attainment." *American Journal of Sociology* 25:467-487.
2001. *Social Capital. A Theory of Social Structure and Action*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Lin, N., K. S. Cook, and R. S. Burt (eds.). 2001. *Social Capital: Theory and Research*. New York: Aldine de Gruyter.
- Macy, M. W., and R. Miller. 2002. "From Factors to Actors: Computational Sociology and Agent-Based Modelling." *Annual Review of Sociology* 28: 143-66.
- Macy, M. W., J. A. Kitts, and A. Flache. 2003. "Polarization in Dynamic Networks: A Hopfield model emergent structure" in *Dynamic Social Network Modeling and Analysis*, ed. R. Breiger, K. Carley and P. Pattison. Washington, D. C.: National Academy of Sciences, pp. 162-173.

- Marx, K. 1933 (1849). *Wage-labour and Capital*. New York: International Publishers.
- Meadows, D. H., D. J. Meadows, J. Randers, and W. W. Behrens III. 1973. *The Limits to Growth*. New York: Universe Books.
- Merton, R. K. 1967. "On Social Theories of the Middle Range.", in *On theoretical Sociology*, ed. Robert K Merton. New York: Free Press, 39-72.
1968. *Social Theory and Social Structure*. New York: Free Press.
- Milgram, S. 1967. "The Small World problem." *Psychology Today* 2: 60-67.
- Mill, J. S. 1874. *A System of Logic, Ratiocinative and Inductive, Being a Connected View of the Principles of Evidence and the Methods of Scientific Investigation*. New York: Harper & Bros.
- Molina, J. L. 2004. "La Ciencia de las Redes." *Apuntes de Ciencia y Tecnología* 11: 36-42.
2005. "El análisis de las redes personales." *Empiria* 10 Julio-Diciembre: 71-106.
- Molina, J. L., J. M. Muñoz Justicia, y M. Doménech. 2002. "Redes de publicaciones científicas. Un análisis de la estructura de coautorías." *REDES- Revista hispana para el análisis de redes sociales Vol.1, #3, enero*.
- Montalvo, J. G., and M. Reynal-Querol. 2005. "Ethnic Polarization, Potential Conflict, and Civil Wars." *American Economic Review* 95: 796-815.
- Moreno, J. L. 1961. *Fundamentos de la Sociometría*. Buenos Aires: Paidós.
- Narayan, D. (ed.). 2002. *Empowerment and Poverty Reduction*. Washington, DC: The World Bank.

- Nagel, E. 1961. *The Structure of Science: Problems in the Logic of Scientific Explanation*. London: Rouledge & Kegan Paul.
- Newman, M. E. J. 2001. "Scientific collaboration networks: I. Network construction and fundamental results." *Physical Review E* 64, 016131.
2002. "Assortative mixing in Networks." *Physical Review Letters* 89, 208901
2003. "The Structure and Function of Complex Networks." *SIAM Review* 45:167-256.
- Newman, M. E. J., A. Barabási and D. J. Watts. 2003. *The structure and Dynamics of Networks*. Princeton: Princeton University Press.
- Newman, M. E. J., S. Forrest, and J. Balthrop. 2002. "Email networks and the spread of computer viruses." *Physical Review E* 66, 035101.
- Noguera, J. A. 2006. "Why we need an Analytical sociological Theory." *Papers: Revista de Sociología* 80:1-18.
- Nowak, A., J. Szamrej, and B. Latané. 1990. "From private attitude to public opinion: A dynamic theory of social impact." *Psychological Review* 97:362-376.
- Ostrom, E., and J. Walker (eds.). 2005. *Trust and Reciprocity: interdisciplinary lessons from experimental research*. New York: Russell Sage Foundation.
- Paxton, P. 1999. "Is Social Capital Declining in the United Status? A Multiple Indicador Assessment." *American Journal of sociology* 105:88-127.
- Pérez-Díaz, V. 2003. "De la Guerra civil a la sociedad civil: el capital social en España entre los años treinta y noventa del siglo XX", en *El declive del capital social*, ed. Robert Putnam. Barcelona: Círculo de lectores.
- Popper, K. R. 1994. "Models, Instruments, and Truth: The Status of the Rationality

Principle in the Social Science”, in *The Myth of the Framework: In Defence of Science and Rationality*, ed. K. R. Popper. London: Routledge, 154-84.

Portes, A. 1998. “Social Capital: Its Origins and applications in Modern Sociology.” *Annual Review of Sociology* 22:1-24.

Putnam, R. D. 1993. “The Prosperous Community: Social Capital and Public Life.” *The America Prospect* 13 (spring):35-42.

1995. "Bowling Alone: America's Declining Social Capital." *Journal of Democracy* 6:65-78.

2000. *Bowling Alone. The collapse and revival of American community*. New York, NY: Simon and Schuster.

2003. “Conclusiones”, en *El declive del capital social*, ed. R. Putnam. Barcelona: Círculo de lectores.

Putnam, R. D., and K. A. Goss. 2003. “Introducción”, en *El declive del capital social*, ed. R. D. Putnam. Barcelona: Círculo de lectores.

Putnam, R. D., R. Leonardi, R. and R. Y. Nanetti. 1993. *Making Democracy Work: Civic Traditions in Modern Italy*. Princeton, NJ: Princeton University Press.

Quine, W.V.O. 1992. *La Búsqueda de la verdad*. Barcelona: Editorial Crítica.

Ramanath, A. M., and N. Gilbert. 2004. Techniques for the construction and evaluation of participatory simulations. *Journal of Artificial Society and Social Simulation* 7(4).

Requena, F. 1989. “El concepto de red social.” *Revista Española de Investigaciones Sociológicas* 48:137-152.

Requena, F. (ed.). 2003. *Análisis de Redes Sociales: Orígenes, Teorías y Aplicaciones*.

Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.

Ritzer, G., and B. Smart (eds.). 2001. *Handbook of Social Theory*. London: Sage.

Rosentone, S., and M. Hansen. 1993. *Mobilization, Participation and Democracy in America*. New York: Macmillan.

Salmon, W. C. 1971. *Statistical Explanation and Statistical Relevance*. Pittsburgh: University of Pittsburgh Press.

1984. *Scientific Explanation and the Causal Structure of the World*. Princeton: Princeton University Press.

Schelling, T. C. 1978. *Micromotives and Macrobehavior*. New York. W.W. Norton.

1998. "Social Mechanism and Social Dynamics", in *Social Mechanism: An analytical Approach to Social Theory*, eds. P. Hedström, and R. Swedberg. Cambridge: Cambridge University Press, 32-44.

Simon, H. A. 1958. "A behavioural Model of Rational Choice", in *Models of Man*, ed. H. A. Simon. New York: Wiley.

Smith, P. 2001. *Explaining Chaos*. Cambridge: Cambridge University Press.

Smith, A. 1937. *The Wealth of Nations*. New York: Modern Library.

Stolle, D. 2000. "Social Capital –A New Research Agenda? Toward an Attitudinal Approach", ponencia presentada en la mesa de "Capital social y asociaciones voluntarias", ECPR Joint Sessions, Copenhagen.

Strang D. and S. A. Soule. 1998. "Diffusion in Organizations and Social Movement: From Hybrid Corn to Poison Pills." *Annual Review of Sociology* 24:265-90.

- Swedberg, R. 1998. *Max Weber and the Idea of Economic Sociology*. Princeton: Princeton University Press.
- Sznajd-Weron, K., and J. Sznajd. 2000. "Opinion evolution in closed community." *International Journal of Modern Physics C*, 11 (6):1157-1165.
- Taber, C. S. and R. J. Timpone. 1996. *Computational Modelling. Quantitative applications in the social science* 113. London: Sage.
- Tocqueville A. de. 1856[1998]. *The Old Regimen and the Revolution*. New York: Anchor Books
- Udehn, L. 2001. *Methodological Individualism: Background, History and Meaning*. London: Routledge.
- Varshney, A. 2001. *Ethnic Conflict and Civic Life: Hindus and Muslims in India*. New Haven: Yale University Press.
- Wasserman, S., and K. Faust. 1994. *Social Network Analysis*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Watts, D. 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.
- Watts, D. J., and S. H. Strogatz. 1998. "Collective dynamics of "small world" networks." *Nature* 393:440-2.
- Wellman, B. 2000. "El análisis estructural: del método y la metáfora a la teoría y la sustancia." *Revista Política y Sociedad* 33:11-40.

- Weber, M. 1978. *Economy and Society*. Berkeley: University of California Press.
- White, H. 1970. *Chains of Opportunity: System Models of Mobility in Organizations*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Whitehead, A. N. 1930. *Science and the Modern World: Lowell Lecture 1925*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Whittington, K. E. 1998. "Revisiting Tocqueville's America." *American Behavioural Scientist* 42 (1):21-32.
- Wilensky, U. 1997. NetLogo Segregation model.
<http://ccl.northwestern.edu/netlogo/models/Segregation>. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University, Evanston, IL.
2005. NetLogo Small Worlds model.
<http://ccl.northwestern.edu/netlogo/models/SmallWorlds>. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University, Evanston, IL.
2005. NetLogo Preferential Attachment model.
<http://ccl.northwestern.edu/netlogo/models/PreferentialAttachment>. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University, Evanston, IL.
- Woolcock, M. 1998. "Social Capital and Economic Development." *Theory and Society* 27:151–208.
- Woolcock, M., and D. Narayan. 2000. "Social Capital: Implications for Development Theory, Research, and Policy." *The World Bank Observer* 15 de August:225-249.
- Wright, E. O. 1980. "Class and Occupation." *Theory and Society* 9:177- 214.

Wuthnow, R. 1989. *The Struggle for America's Soul: Evangelicals, Liberals, and Secularism*. Grand Rapids, MI: Eerdmans.

Von Wright, G. H. 1971. *Explanation and Understanding*. Ithaca, NY: Cornell University Press

1989. "A reply to my Critics", in *The philosophy of George Henrik von Wright*, ed. L. E. Hahn. La Salle, IL: Open Court.

Índice de figuras

2.1 Explicación-Comprensión-Descripción	página 11
2.2 Causa-Mecanismo-Efecto	12
2.3 Distintos tipos de explicaciones	19
2.4 Explicación estadística de las diferencias de notas entre chicos y chicas	24
2.5 Las causas próximas de las acciones	36
2.6 Las causas remotas de la acción	37
2.7 Causas próximas y remotas de la acción	38
2.8 Interrelación entre individuos y entre individuos y fenómenos sociales	43
2.9 Gráfico micro-macro de Coleman	46
2.10 Distintas posiciones ontológicas	50
3.1 Diagrama de un grafo	60
3.2 Grafo de una red	64
3.3 Red de colegas en una empresa	78
3.4 Red de amistad en una empresa	78
3.5 Vínculos fuertes y débiles	79
3.6 Red regular ($n = 20, k = 4$)	92
3.7 Red Watts-Strogatz (Mundo pequeño) ($n = 20, k = 4$)	93
3.8 Red aleatoria ($n = 20, k = 4$)	93
3.9 Causas y consecuencias del mundo pequeño	96
3.10 Red de libre escala ($n=200$)	100
4.1 Diferentes tipos de capital y distintas concepciones de capital social	112
4.2 Diferentes aspectos del capital social	117
4.3 Red social	118
4.4 Información redundante. Cohesión estructural	121
4.5 Redundancia estructural. Equivalencia estructural	121
4.6 Relación débil: Conocidos	124
4.7 Relación fuerte: Amigos	124
4.8 Red cerrada	124
4.9 Red social	127
4.10 Relación de confianza	133
4.11a Red cercana	136
4.11b Red lejana	136
5.1 Tipos de modelos y clases de simulaciones	144

5.2 Diferentes formas de implantar simulaciones basadas en agentes	152
5.3 Redes neuronales artificiales	154
5.4 Algoritmo del modelo de segregación de Schelling	156
5.5 Distribución inicial de individuos (al azar)	157
Efecto de un umbral de tolerancia del 20 %	157
Efecto de un umbral de tolerancia del 35 %	158
Efecto de un umbral de tolerancia del 60 %	158
Efecto de un umbral de tolerancia del 75 %	158
Efecto de un umbral de tolerancia del 85 %	159
5.6 Tipos de modelos	162
6.1 Establecimiento de vínculos aleatorios entre redes personales	169
6.2 Tesis de Putnam y Fukuyama	178
6.3 Tesis de Coleman y Bourdieu	185
6.4 Tesis de Burt y Granovetter	192
7.1 Cálculo de preferencias políticas	212
7.2 Mecanismo propuesto entre densidad de red y polarización política	215

Índice de gráficas

3.1 Curva de Lorenz para la distribución de vínculos entre los agentes de una red	página 69
3.2 Probabilidades en el mundo cavernícola y solaría	89
3.3 Probabilidades en función de α	90
3.4 Distribución de Poisson	97
3.5 Ley de potencias	97
3.6a Curva de campana	101
3.6b Distribución de ley de potencias	102
6.1 Curva de la longitud en función de la densidad en redes igualitarias	171
6.2 Distribución de vínculos aleatorios en una red al azar	172
6.3 Curva de la longitud en función de la densidad en redes al azar	173
6.4 Distribución de vínculos en las redes desigualitarias	174
6.5 Curva de la longitud en función de la densidad en redes desigualitarias	175
6.6 Comparación de las tres curvas	176
6.7 Curva del coeficiente de clustering en función de la densidad en redes igualitarias	179
6.8 Curva del coeficiente de clustering en función de la densidad en redes al azar	181
6.9 Curva del coeficiente de clustering en función de la densidad en redes desigualitarias	182
6.10 Comparación de las tres curvas	183
6.11 Velocidad de difusión en redes igualitarias	186
6.12 Velocidad de difusión en redes caóticas	188
6.13 Velocidad de difusión en redes desigualitarias	189
6.14 Velocidad de difusión en las tres redes de baja densidad	191
6.15 Velocidad de difusión en las tres redes de alta densidad	191
6.16 Curvas de la longitud en función del índice de Gini en redes deficitarias	194
6.17 Curvas de la longitud en función del índice de Gini en redes desarrolladas	195
6.16 Curvas de la longitud en función del índice de Gini en redes opulentas	196
6.19 Comparación de las tres curvas	197
6.20 Curvas del coeficiente de clustering en función del índice de Gini en redes deficitarias	194
6.21 Curvas del coeficiente de clustering en función del índice de Gini en redes desarrolladas	195
6.22 Curvas del coeficiente de clustering en función del índice de Gini en redes opulentas	196
6.23 Comparación de las tres curvas	197
7.1 Efecto de la densidad sobre la polarización en distintas estructuras de red	214
7.2 Impacto de β en el IPG (para una densidad $D = 0,4$)	216

7.3 Impacto de la estructura de red sobre el tiempo para alcanzar consenso para densidades altas	218
7.4 Impacto del índice de globalización de los vínculos de una red en el tiempo para alcanzar el consenso	218
7.5 Impacto de la estructura de red sobre el tiempo para alcanzar consenso para un valor de densidad intermedio	219
7.6 Efecto del índice de Gini de la distribución de vínculos de redes de libre escala sobre el índice polarización	220
7.7 Efecto del nivel de tolerancia sobre el índice polarización para diferentes estructuras de redes de densidades altas	221
7.8 Efecto del índice de globalización sobre el índice polarización para un nivel de tolerancia dado	222
7.9 Poblaciones extremas: opinión 1 (40%); opinión 10 (40%). Población moderada: opiniones 5 y 6 (20%)	224
7.10 Efecto de la población moderada sobre el índice de polarización (IG = 0.42 y 80 vínculos por hub)	224
7.11 Efecto del porcentaje de población moderada sobre el número de veces que se alcanza el consenso	225
7.12 Distribución <i>power-law</i> de una población intolerante y polarizada	226
7.13 Efecto del IG de la distribución de vínculos sobre la masa crítica mínima para alcanzar consenso	227

Índice de tablas

3.1 Matriz de un grafo	página 60
3.2 Distribución de vínculos entre los nodos de una red	68
3.3 Diferencias entre porcentajes acumulados	70
3.4 Glosario de los términos más importantes De la teoría de grafos utilizados en este trabajo	71-72
3.5 Matriz con datos atributivos	73
3.6 Matriz con datos relacionales	74
3.7 Propiedades de redes publicadas	85
3.8 Modelos por ordenador de distintos tipos de redes	91
3.9 Comparación entre diferentes redes	101
3.10 Coeficiente de “asortatividad”	104
3.11 Composición étnica de las parejas	105
4.1 Estado naturaleza	116
4.2 Glosario de términos para el capital social derivado del “brokerage”	123
4.3 Glosario de términos para el capital social derivados del “closure”	129
6.0 Tesis sobre capital social	168
6.1 Tamaño de las redes personales de los agentes principales	168
6.2 Propiedades de las redes igualitarias	171
6.3 Propiedades de las redes al azar	173
6.4 Propiedades de las redes desiguitarias	175
6.5 Propiedades de las redes igualitarias	179
6.6 Propiedades de las redes al azar	180
6.7 Propiedades de las redes desiguitarias	181
6.8 Red igualitaria de densidad = 0,0071 (W=2)	186
6.9 Red igualitaria de densidad = 0,0133 (W=5)	186
6.10 Red al azar de densidad = 0,0071 (hasta 3)	187
6.11 Red al azar de densidad = 0,0133 (hasta 9)	187
6.12 Red desiguitaria de densidad = 0,0071 (10% con 7 vínculos)	189
6.13 Red desiguitaria de densidad = 0,0133 (10% con 23 vínculos)	189
6.14 Redes deficitarias de densidades aproximadas a 0,0208	193
6.15 Redes desarrolladas de densidades aproximadas a 0,0308	195
6.16 Redes opulentas de densidades aproximadas a 0,0400	196
6.17 Redes deficitarias de densidades aproximadas a 0,0208	199
6.18 Redes desarrolladas de densidades aproximadas a 0,0308	200

6.19 Redes opulentas de densidades aproximadas a 0,0400	201
7.1 Efecto de la población moderada sobre la polarización	223