

Artículo

## ¿Qué pueden enseñarnos las ciencias de la complejidad sobre política y democracia?

Patricia Palacios<sup>a</sup> y David García<sup>b</sup>

<sup>a</sup> University of Salzburg, Austria

<sup>b</sup> Graz University of Technology, Austria

**RESUMEN:** En este artículo revisamos distintos modelos que usan herramientas de las ciencias de la complejidad para explicar fenómenos sociopolíticos y sugerimos que estos modelos deben ser interpretados como 'modelos mínimos' (Weisberg 2007; Batterman y Rice 2014). Concluimos que estos modelos altamente idealizados pueden no solo ayudarnos a distinguir los factores causales relevantes que dan origen a ciertos fenómenos sociopolíticos, sino que además en algunos casos pueden ayudarnos a visualizar políticas de intervención.

**PALABRAS CLAVE:** modelos mínimos, Twitter, emociones, contagio social, ciencias de la complejidad, política, democracia

**RECIBIDO:** noviembre 2020 / **ACEPTADO:** enero 2021

---

PATRICIA PALACIOS es PhD en Filosofía por la Ludwig-Maximilians-University, Alemania. Es Profesora Asistente en filosofía de la ciencia en la Universidad de Salzburg, Austria, y miembro externa del Munich Center for Mathematical Philosophy, Alemania. Dirección: Franziskanergasse 1, 5020, Salzburg, Austria. Email: [patricia.palacios@sbg.ac.at](mailto:patricia.palacios@sbg.ac.at).

DAVID GARCÍA es PhD por la Eidgenössische Technische Hochschule (ETH), Zurich, Suiza. Actualmente es Profesor de ciencias sociales computacionales en el Institute of Interactive Systems and Data Science, Faculty of Computer Science and Biomedical Engineering, Graz University of Technology, Austria; es también líder de grupo en el Complexity Science Hub Vienna. Dirección: Inffeldgasse 16c/l, 8010, Graz, Austria. Email: [dgarcia@tugraz.at](mailto:dgarcia@tugraz.at).

### ¿What Can Complexity Sciences Teach Us About Politics and Democracy?

**ABSTRACT:** In this article, we revise different models that use tools from the complexity sciences to explain sociopolitical phenomena. We suggest that these models should be interpreted as 'minimal models' (Weisberg 2007; Batterman and Rice 2014). We conclude that these highly idealized models can not only help us distinguish the relevant causal factors that give rise to certain sociopolitical phenomena, but also in some cases can help us visualize intervention policies.

**KEYWORDS:** Minimal models, Twitter, emotions, social contagion, complexity sciences, politics, democracy

**RECEIVED:** November 2020 / **ACCEPTED:** January 2021

**E**l éxito de los métodos formales para explicar fenómenos naturales en física sugiere la siguiente pregunta: ¿se pueden usar métodos similares en el contexto de las ciencias sociales? Más específicamente, ¿se pueden usar las mismas matemáticas que se emplean en física para explicar y predecir fenómenos en las ciencias sociales, en particular en economía y política? Lo que sugiere que esto es posible son las evocativas analogías entre fenómenos físicos y socioeconómicos. Por ejemplo, existe una analogía interesante entre el comportamiento del mercado de valores y la transición del paramagnetismo al ferromagnetismo en materiales magnéticos. Más en detalle, a cierta temperatura, llamada temperatura crítica, materiales magnéticos pueden pasar de una fase paramagnética, en la cual los espines apuntan en todas las direcciones, a una fase ferromagnética, en la que los espines se alinean simultánea y espontáneamente. De manera análoga, la caída de la bolsa parece ser el resultado de la coordinación de muchos comerciantes que espontánea y simultáneamente deciden vender sus acciones.

En las últimas décadas, algunos físicos han sospechado que estas analogías no son solo metáforas, sino que pueden jugar un rol más importante en la construcción de modelos socioeconómicos. De hecho, en los últimos treinta años ha habido un progreso notable en disciplinas llamadas 'econofísica' y 'sociofísica', que respectivamente son la aplicación de métodos y fórmulas de la física a la economía y a los fenómenos sociales. Además de modelar la ocurrencia de la caída de la bolsa usando la física de las transiciones de fase (e.g. Sornette 2017; Johansen, Ledoit

y Sornette 2000), se ha intentado modelar el proceso de huelgas en grandes compañías usando el modelo Ising de ferromagnetismo (Galam, Gefen y Shapir 1982). También se ha modelado el tráfico vehicular usando las técnicas numéricas y analíticas de la física estadística (e.g. Chowdhury, Santen y Schadschneider 2000) y, recientemente, se ha intentado incluso modelar el llamado estallido social en Chile usando herramientas de la física del caos (Caroca et al. 2020). Una clase importante de modelos en sociofísica y econofísica se basa en las ciencias de la complejidad, que es una colección de conceptos y métodos que une distintas disciplinas para el estudio de ciertos procesos a lo largo del tiempo y en distintas escalas (Wiesner et al. 2018). Un sistema complejo se puede interpretar como una colección de muchos elementos con repetidas interacciones entre ellos que exhibe autoorganización, esto es, un sistema que genera ciertos patrones sin ser controlado por parámetros o elementos externos (Ladyman, Lambert y Wiesner 2013). Ejemplos de sistemas complejos se pueden encontrar tanto en física como en otras ciencias naturales y ciencias sociales. El comportamiento adaptativo en organizaciones jerárquicas de abejas, termitas y hormigas son ejemplos prototípicos de sistemas complejos.

Instancias en las que la función representacional de un modelo se cambia radicalmente para permitir su aplicación a una nueva disciplina, son llamadas 'migración de modelos' (Bradley y Thébaud 2019) y una pregunta que ha comenzado a llamar la atención de los filósofos de la ciencia es cuál es el rol epistémico de estos modelos altamente idealizados que resultan de un proceso de 'migración de modelos'. En otras palabras, ¿cuál es la utilidad de estos modelos altamente idealizados? En este artículo, vamos a sugerir una respuesta para esta pregunta analizando tres tipos de modelos que usan métodos de las ciencias de la complejidad para explicar fenómenos sociopolíticos: (i) el modelo de emociones colectivas en redes sociales, (ii) el modelo estándar de dinámica de votos y (iii) los modelos de Galam para el conteo de votos en sistemas jerárquicos. Vamos a defender que estos modelos se deben interpretar como modelos mínimos que tienen las siguientes funciones: primero, permiten obtener información sobre los efectos de ciertos fenómenos sociales, incluyendo el estado anímico de los agentes. Segundo, nos ayudan a crear un puente entre nuestros datos observacionales y los modelos físicos asociados al comportamiento colectivo de los agentes. Tercero, nos pue-

den ayudar a visualizar los factores causales fundamentales que generan un evento sociopolítico. Finalmente, nos pueden ayudar a sugerir posibles políticas de intervención.

El artículo se organiza de la siguiente manera. En la próxima sección, vamos a discutir el rol de las idealizaciones en los así llamados 'modelos mínimos'. En la segunda sección vamos a discutir el modelo de emociones colectivas y su calibración con datos de Twitter. En una tercera sección analizaremos el modelo de dinámica de votación estándar. En la cuarta sección analizamos los modelos de Galam. Finalmente, en la quinta sección, vamos a discutir brevemente posibles intervenciones sugeridas por algunos modelos basados en las ciencias de la complejidad.

## **I. Modelos mínimos**

En la práctica científica es común el uso de idealizaciones; estas implican una representación distorsionada o 'modificada' de la realidad en los modelos científicos. La representación en física de planos reales como planos sin fricción en los que los objetos se mueven uniformemente y perpetuamente, es un ejemplo prototípico de esta práctica. Tradicionalmente, se pensaba que las idealizaciones tenían principalmente un rol pragmático, y que eran introducidas en la práctica científica con el objetivo de simplificar los modelos científicos para hacerlos matemáticamente abordables. Esta concepción de idealizaciones se remonta a Galileo y ha sido defendida, entre otros, por McMullin (1985). Según esta arraigada concepción, con el avance de la ciencia, los modelos científicos van a tender a una 'de-idealización' y, con esto, a una representación más precisa y completa del fenómeno que se quiere estudiar. Recientemente, algunos filósofos de la ciencia han identificado un tipo de idealización diferente, que Weisberg (2007) llamó 'modelo minimalista', y que Batterman y Rice (2014) llamaron 'modelo mínimo', en el que las idealizaciones juegan un rol más importante. Aunque hay distintas teorías acerca de los modelos mínimos, todas ellas coinciden en que los modelos mínimos son 'caricaturas de sistemas reales' que tienen el objetivo de producir explicaciones científicas en las que se omiten deliberadamente detalles que se consideran irrelevantes para la ocurrencia del fenómeno; en otras palabras, serían detalles que no 'hacen la diferencia' para la ocurrencia de cierto fenómeno.

Más importante que eso, todas estas teorías coinciden en que agregar detalles al modelo, esto es, 'de-idealizar', no lo mejora necesariamente. De hecho, en algunos casos ello puede incluso bloquear la explicación (Weisberg 2007). Algunos filósofos (e.g. Batterman y Rice 2014) enfatizan que los modelos mínimos pueden demostrar cómo se generan propiedades estructurales fundamentales comunes en fenómenos diversos. Sin embargo, no hay consenso entre los filósofos de la ciencia con respecto a qué aspectos del modelo le dan un carácter explicativo. Algunos piensan (Weisberg 2007; Strevens 2007) que estos modelos explican porque nos dicen cuáles son los factores causales relevantes que dan origen a un fenómeno. Otros (e.g. Batterman y Rice 2014) piensan que estos modelos explican porque hay una historia de fondo [*background story*] que nos demuestra que los detalles que distinguen los modelos idealizados y los fenómenos reales son irrelevantes.

Jhun, Palacios y Weatherall (2018) sugieren que estas dos visiones acerca de modelos mínimos pueden reconciliarse. Según ellos, el tipo de explicación que otorga un modelo mínimo depende del uso del modelo. En algunos casos, el modelo mínimo puede ser usado para dar una explicación causal del fenómeno, mientras que, en otros, el modelo puede usarse para producir explicaciones no-causales del tipo que describen Batterman y Rice (2014). Jhun et al. (2018) también defienden que un rol importante de los modelos mínimos es que en algunos casos pueden ayudarnos a visualizar políticas de intervención. Estas intervenciones pueden ser endógenas (i.e. involucran cambios estructurales, es decir, cambios en la topología de la red) o exógenas (i.e. involucran una manipulación de los parámetros externos). Es importante notar que ellos interpretan estas intervenciones en un sentido causal, de la misma forma como lo sugiere la teoría causal de Woodward (2005), que nos dice que las causas son variables manipulables que uno puede intervenir con el objetivo de ejercer una influencia en el sistema. Este conocimiento causal puede parafrasearse de la siguiente manera: A causa B, si (dados algunos supuestos iniciales) existe un condicional de la forma 'Si A, entonces (probablemente) B', donde A puede interpretarse con una variable única que en principio se puede manipular. En otras palabras, A causa B, si una intervención en el valor de la variable A, puede cambiar el valor de la variable B.

Mientras que Jhun et al. (2018) se enfocan en el estudio del mercado de valores, nosotros creemos que esta interpretación de modelos mínimos se puede extender a la esfera política. Esto es, interpretamos modelos de votación y de crisis sociales como modelos mínimos que pueden ayudarnos a distinguir los factores causales relevantes que dan origen a fenómenos socioeconómicos, y en algunos casos pueden ayudarnos a hacer visibles ciertas políticas de intervención.

## **2. Modelo Twitter para estudiar el efecto de emociones: el caso de Chile**

Un ejemplo de la aplicación de modelos mínimos al comportamiento social es el modelado de emociones colectivas. Las emociones colectivas son estados emocionales compartidos por grandes grupos de personas al mismo tiempo (von Scheve y Salmella 2014). La interacción entre individuos genera comportamientos colectivos que se diferencian de las emociones puramente individuales; es por eso que las emociones colectivas pueden ser más intensas, durar más o mostrar combinaciones de sentimientos que no se suelen observar cuando los individuos están aislados (Goldenberg et al. 2020a). Los modelos basados en agentes brownianos son una forma de unificar el modelado de emociones colectivas, sobre todo cuando tienen lugar a través de interacción online que genera datos empíricos (Schweitzer y García 2010). Estos modelos conectan el nivel de emoción individual con el nivel de emoción colectiva a través del modelado de interacción emocional entre individuos.

Los modelos de emociones colectivas pueden ser mínimos, incluyendo solo los mecanismos necesarios para entender el comportamiento colectivo, a la vez que adaptables para incorporar conocimiento empírico tanto de estudios observacionales como de experimentos a nivel individual (García et al. 2016). La gran cantidad de datos generados por los medios sociales online tales como Twitter, Facebook y otros, ofrecen la oportunidad de calibrar estos modelos con métodos de las ciencias sociales computacionales. En esta sección examinaremos el ejemplo de las emociones colectivas identificado en Chile durante el año 2019, y veremos cómo las emociones colectivas se pueden analizar empíricamente a través del procesado de datos de la red social Twitter.

## Emociones colectivas después del ‘estallido social’ en Chile

Diversos análisis lingüísticos basados en el uso de redes sociales han revelado cómo los patrones lingüísticos cambian en reacción a recesiones económicas, guerras, atentados y crisis políticas. Por ejemplo, tras los atentados terroristas del 11 de septiembre de 2001, el análisis del lenguaje emocional en blogs de Estados Unidos reveló cambios considerables en emociones negativas durante varios días tras los atentados (Cohn, Mehl y Pennebaker 2004). Efectos a más largo plazo también se pueden observar en Twitter, por ejemplo, los incrementos de ansiedad tras el tiroteo ocurrido en la escuela de Sandy Hook (Doré et al. 2015) o las emociones colectivas y la resiliencia social tras los atentados terroristas de París en noviembre de 2015 (García y Rimé 2019). Por lo general, el lenguaje emocional en redes sociales es informativo de procesos políticos como protestas populares, por ejemplo, sobre las cascadas de actividad en el movimiento 15M (Alvarez et al. 2015) y durante las protestas de Ferguson en 2014 (Goldenberg et al. 2020b). En particular, Twitter se ha convertido en un punto de referencia para estudiar el cambio de emociones colectivas que resulta de cambios sociopolíticos. Esta es la razón por la que se han usado datos de la red social Twitter para estudiar el efecto en emociones colectivas del llamado ‘estallido social chileno’ que comenzó en octubre de 2019.

Para analizar las emociones colectivas identificadas durante el ‘estallido social’, recopilamos datos de Twitter en Chile utilizando la plataforma Crimson Hexagon, la cual permite analizar grandes cantidades de datos históricos de Twitter. También se utilizó el mismo método que Pellert et al. (2020) usan para Austria, en el cual se procesan todos los tweets escritos después de descartar retweets y tweets escritos por usuarios con menos de 100 seguidores o más de 100 mil seguidores. De esta manera, nos centramos en la expresión de cada persona en lugar de la propagación de tweets a través del mecanismo de retweets; también, eliminamos datos de *spammers* con pocos seguidores, y de medios de información o de instituciones con muchos seguidores. En total, nuestro análisis abarca 158.580.421 tweets durante los años 2018 y 2019.

Para medir la expresión emocional en Chile, se utilizó el método LIWC (Linguistic Inquiry and Word Count), desarrollado por Pennebaker et al. (2015) y adaptado al español por Ramírez-Esparza et al. (2007). Este método ayuda a detectar tweets que contienen al menos una palabra de

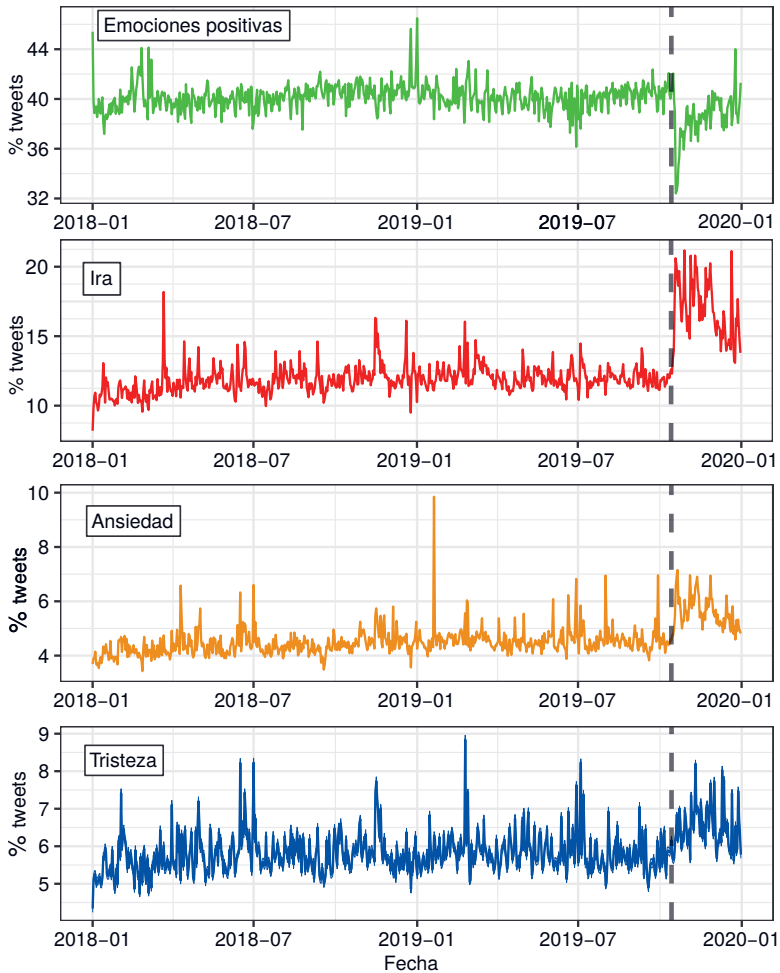
una serie de listas correspondientes a distintas emociones colectivas. Las listas son diccionarios establecidos que relacionan diferentes términos a cada emoción, y con emociones positivas y negativas en general. El diccionario de palabras positivas y negativas de LIWC ha sido diseñado por psicólogos, siguiendo el método de efectividad probada para otros idiomas. Otros diccionarios cuentan con anotaciones de valencia para listas de palabras (Redondo et al. 2007) o aplican reglas del lenguaje para calcular indicadores de positividad o negatividad (Alvarez et al. 2015; Vilares, Thelwall y Alonso 2015). Elegimos LIWC debido al respaldo empírico que tiene y para mantener los resultados comparables con otros análisis en inglés (Cohn, Mehl y Pennebaker 2004; Doré et al. 2015), francés (García y Rimé 2019) y alemán (Pellert et al. 2020).

Procesamos el texto de cada tweet con las herramientas de Crimson Hexagon, usando un separador de palabras especial para Twitter que elimina términos que puedan aparecer en URLs o nombres de usuario, pero respetando las ocurrencias que aparezcan en *hashtags*. No se eliminaron *stopwords* porque el modelo utilizado se basa en la presencia de términos en tweets, lo que significa que la presencia de *stopwords* no afecta al resultado. En particular, nos centramos en cuatro emociones para las cuales contamos con una lista de palabras en LIWC: *ira*, *ansiedad*, *tristeza* y *emociones positivas* en general. Ejemplos de palabras asociadas a ira son amargura, amenaza, antagonico, antipático, bastardo, etcétera. Palabras asociadas a ansiedad son, por ejemplo, temor, tensión, tímido/a, vergüenza o vulnerable. Combinando los recursos de LIWC con Crimson Hexagon, pudimos medir el porcentaje diario de tweets en Chile que contienen al menos una palabra para cada emoción. De esta manera pudimos generar una serie temporal de expresiones emocionales a gran escala con la frecuencia suficiente para analizar la reacción de los usuarios de Twitter a los eventos políticos de Chile en 2019 (ver Figura 1).

La Figura 1 muestra las series temporales del porcentaje de tweets que contienen al menos una palabra asociada a cada emoción. El comienzo de las protestas en Chile en octubre de 2019 marca una clara diferencia en la expresión emocional en Twitter. Los tweets positivos decaen de un 40% hasta aproximadamente un 32%. El salto en ira es considerable y está cerca de doblar la frecuencia anterior a las protestas. La expresión de ansiedad y tristeza es similar, con aumentos moderados pero notables en las series temporales. Además de estos cambios, las



Figura 1. SERIES TEMPORALES DE LOS PORCENTAJES DE TWEETS DIARIOS EN CHILE QUE CONTIENEN AL MENOS UN TÉRMINO DE LAS LISTAS DE PALABRAS EN LIWC RELACIONADAS CON LAS EMOCIONES POSITIVAS, LA IRA, LA ANSIEDAD Y LA TRISTEZA. LA LÍNEA DISCONTINUA VERTICAL MARCA EL 18 DE OCTUBRE DE 2019



Fuente: Elaboración propia.

series temporales se mantienen a estos niveles nuevos durante varias semanas. Esto indica la presencia de una emoción colectiva en la que el proceso de difusión de las emociones las hace permanecer más tiempo activas en la sociedad chilena. Estos resultados son similares a los observados en Francia tras los atentados terroristas de París, en noviembre de

2015 (García y Rimé 2019). En ese trabajo, comparamos las series temporales con un modelo mínimo para explicar cómo la interacción social puede explicar la emergencia de una emoción colectiva visible en este tipo de análisis.

El modelo es un ajuste de un modelo mínimo con datos empíricos; sin embargo, se dejan fuera muchos detalles que se consideran irrelevantes, por ejemplo, con respecto a distintas manifestaciones de ira y distintos tipos de emociones positivas. También se omiten diferencias lingüísticas entre diversos países de habla hispana. Sin embargo, a pesar de su carácter altamente idealizado, el modelo nos permite dar una interpretación causal en relación al efecto de un cambio político-social en emociones colectivas.

### 3. El modelo de dinámica de votación estándar

Otro ejemplo de modelo mínimo basado en las ciencias de la complejidad es el modelo de dinámica de votación estándar. En los últimos años, el estudio del comportamiento electoral ha ganado más atención, sobre todo después del Brexit y la sorpresiva elección de Trump en el año 2016. La mayoría de los estudios de dinámicas de votación ven el proceso electoral como el resultado de diversos factores actitudinales y sociales, y se han hecho esfuerzos importantes para construir modelos que sean capaces de diferenciar los distintos tipos de factores sociales que influyen el comportamiento electoral (Beck et al. 2002; Kenny y McBurnett 1992). En particular, los científicos políticos se han interesado en dos clases de influencia: (i) *externa* (o exógena), que se refiere a factores de largo plazo que persisten más allá de una elección particular, tales como lealtades a partidos, orientaciones ideológicas, y características sociales tales como raza y religión, e *internos* (o endógenos), que se refiere a fluctuaciones a corto plazo asociadas al contagio social (imitación) entre pares, evaluación de las cualidades personales de los candidatos y del desempeño del gobierno. Mientras la primera clase de factores es independiente del contexto social, la segunda no lo es.

En este contexto, el modelo de contagio de votos presentado por Braha y De Aguiar (2017) parece prometedor, ya que ofrece una metodología general para cuantificar el grado de influencia social sobre la base de datos observacionales: las elecciones presidenciales en Estados

Unidos desde 1920 hasta 2012. El modelo está basado en una versión extendida del modelo de votación desarrollado en el contexto de mecánica estadística (Chinellato et al. 2015) y representa influencias externas a través de ‘nodos fijos’ o fanáticos, que son agentes que no se dejan influenciar por otros.

### **Modelo de contagio social de Braha y De Aguiar**

El modelo de contagio social de Braha y De Aguiar es un modelo que consiste en una población de votantes, representados por nodos en una red social, y que tienen solo dos posibles opiniones, 0 o 1, que pueden representar voto a favor o en contra de un candidato (reforma, otros). Las características principales del modelo de Braha y De Aguiar para el contagio social son las siguientes:

- $N$  nodos ‘libres’, que representan a votantes no comprometidos; pueden tomar los valores ‘1’ y ‘0’ (que representan el voto a favor o en contra de cierto candidato).
- Enlaces entre pares que representan la influencia de pares.
- $N_0$  nodos ‘fijos’ (fanáticos), sesgados a favor del primer candidato ‘0’. Tales candidatos nunca cambian de opinión.
- $N_1$  nodos ‘fijos’ (fanáticos), sesgados a favor del segundo candidato ‘1’.

En este modelo, los votantes ‘libres’ pueden cambiar su opinión en la medida en que interactúan con otros miembros de su comunidad. Las reglas para la toma de decisión de los agentes son las siguientes: los votantes libres  $N$  cambian su estado interno siguiendo el *modelo de mayoría con ruido*, que significa que en cada paso (cada momento), un votante libre elegido al azar es seleccionado y su estado es actualizado con probabilidad  $1 - p$  de que copie el estado de uno de sus vecinos conectados, que es escogido al azar entre todos los nodos, y con probabilidad  $p$  de que se mantenga en el mismo estado. Cada votante no comprometido tiene la misma probabilidad de interactuar con los votantes libres y votantes fijos (fanáticos), pero los votantes fijos no se dejan influenciar por los votantes libres; en otras palabras, no cambian su estado. Los parámetros  $N_0$  y  $N_1$  dan la ‘fuerza efectiva’ del sesgo constante transmitido por los votantes fijos (también puede representar una amplia clase de

factores externos como, por ejemplo, exposición a televisión, periódicos o campañas de persuasión).

Con estas reglas, se define la probabilidad  $p(k)$  de encontrar la red en el estado global 1, que está definida por la siguiente expresión:

$$p(k) = \frac{\binom{N^1+k-1}{k} \binom{N+N^0-k-1}{N-k}}{\binom{N+N^0+N^1-1}{N}}, \quad (1)$$

donde  $N$  es el número de votantes libres,  $k$  es el número de votantes libres en estado 1 y  $\binom{N}{k}$  son coeficientes binomiales. Es importante notar que esta distribución estacionaria de votos no depende del voto inicial de los votantes libres.

Las distintas curvas de las distribuciones estacionarias dependen de la magnitud de los parámetros externos  $N^0$  y  $N^1$  comparado con el valor de imitación social en la red de votantes no comprometidos, y el sesgo producido por fanáticos y otras influencias externas (e.g., televisión o periódicos) hacia cada uno de los candidatos. En el límite  $N \rightarrow \infty$ ,  $N_0 = N_1 = 1$  marca el punto crítico o de transición entre estados ordenados y desordenados, que son análogos al comportamiento de un material magnético a baja y alta temperatura, respectivamente.

Ya que, en general, uno se interesa en la *fracción* de votantes que votan por un candidato en lugar del número actual de votantes, Braha y De Aguiar (2017) redefinen  $v = k/N$ .

El promedio de  $v$  está dado por:

$$\mu_v = \frac{N^1}{N^0 + N^1} \quad (2)$$

Y la varianza de  $v$ :

$$\sigma_v^2 = \frac{\mu_v(1-\mu_v)}{N} \left( \frac{N}{N^0 + N^1 + 1} + \frac{N^0 + N^1}{N^0 + N^1 + 1} \right) \quad (3)$$

El segundo término es lo que Braha y De Aguiar (2017) llaman 'índice de influencia social' y puede ayudarnos a obtener un método para detectar el efecto aislado de imitación social, también llamado 'contagio social'. El contagio social es la influencia de pares (votantes libres) en la opinión de los votantes libres a través de interacciones sociales.

Como soporte empírico, Braha y De Aguiar estimaron la influencia social a partir de datos de votaciones a larga escala en las elecciones presidenciales estadounidenses durante un período de 92 años y buscaron señales que pudieran indicar patrones particulares en los datos. La tarea más importante fue estimar los valores de  $N_0$  y  $N_1$  desde los datos empíricos. Para lograr esto, infirieron el valor de  $v_i$ , que es la fracción de votantes en el condado  $i$  que votó por el candidato 1, y el valor  $\mu = N^1/(N^0 + N^1)$ , que es el promedio simple de votos en los  $n$  condados. Con estos datos, Braha y De Aguiar (2017) llegaron a resultados notables con respecto a la distribución estacionaria de votos a nivel de condado. Por ejemplo, estimaron que en las elecciones presidenciales estadounidenses desde 1920 hasta 2012, el valor de los parámetros externos  $N_0$  y  $N_1$  es mucho mayor que 1 para todos los estados y en todos los años que hubo elecciones, lo que significa que las influencias externas son importantes. Finalmente, encontraron que a nivel global hay una tendencia creciente monótona en el índice de influencia social, lo que significa que la influencia social aumentó con el tiempo, con la excepción de Nueva Inglaterra, que tuvo una democracia directa hasta la década de 1960 (las regiones con menos de diez condados fueron excluidos del análisis). También hicieron un análisis empírico estudiando el resultado de las votaciones presidenciales en los distintos estados, lo que permitió distinguir entre estados con mayor índice de influencia social [*hotspots*], que son más susceptibles a cambiar su voto, y estados más polarizados [*coldspots*], esto es, con mayor grado de identificación de partidos y fuertes ideologías. En este sentido, el modelo nos indica cuáles son los estados que tienen más probabilidad de ser persuadidos por las campañas. De hecho, los *hotspots* tienen más probabilidad de ser influenciados por las campañas que los así llamados *coldspots*.

### **¿Qué podemos aprender del modelo de votación?**

Lo que parece más peculiar del modelo de Braha y De Aguiar (2017) es que este simple modelo altamente idealizado nos ayuda a contradecir ciertas intuiciones políticas. Por ejemplo, típicamente se piensa que regímenes democráticos estables (i.e. sin cambios radicales en las políticas institucionales y/o con evolución predecible) son más deseables que sistemas democráticos inestables. Sin embargo, este modelo asocia un

alto índice en contagio social a más inestabilidad en el sistema. Esto es, que el modelo de votos asocia el aumento en volatilidad y variabilidad de las distribuciones de votos a un alto nivel de interacción social, que asumimos es una característica deseable en sistemas democráticos. En otras palabras, a mayor diversidad social, hay mayor contagio, y al haber más contagio, hay mayor inestabilidad (i.e. volatilidad del voto). Entre los años 1932 y 1984, hay globalmente en Estados Unidos una fase electoral estable, que significa que los factores externos (e.g., identificación de partidos, fuertes ideologías) son grandes comparados con la influencia social de pares. Desde 1984, en cambio, comienza a haber un gran nivel de contagio social, lo que puede indicar un aumento en la independencia del comportamiento de los votantes. Uno podría especular que las regiones con alto nivel de contagio social son más educadas y étnicamente más diversas que las regiones con menor índice de contagio social. Por ejemplo, en el análisis de modelo se ve que regiones culturalmente más diversas, tales como Nueva York y California, tienen un índice de contagio social más alto que otros estados más homogéneos. En este sentido, el modelo revela una tensión entre estabilidad y decisión democrática, y nos explica por qué esa tensión existe.

También podemos vincular estos resultados al debate sobre explicación e idealización en filosofía de la ciencia. De hecho, este modelo parece satisfacer la lista de propiedades que caracteriza a los 'modelos mínimos': primero que todo, es la caricatura de un sistema real que incluye un sinnúmero de idealizaciones; por ejemplo, los agentes se representan como puntos en una red que se deja influenciar por la mayoría de sus vecinos más cercanos. Sin embargo, el modelo tiene poder explicativo, en el sentido de que nos sugiere por qué puede haber una tensión entre estabilidad política y procesos democráticos. Este modelo también deja fuera detalles que parecen irrelevantes para la ocurrencia del fenómeno y no necesariamente se mejora al añadir esos detalles. Por ejemplo, no se distingue entre distintos tipos de influencia social (imitación, diálogo, otros). Como Braha y De Aguiar (2017, 17) señalan: "Los votantes individuales son influenciados por una variedad de factores sociales y psicológicos, pero tomar todos esos factores en cuenta no sólo sería imposible, sino innecesario para entender el comportamiento del sistema a gran escala".

Más importante es que el modelo también nos puede servir para elaborar medidas políticas. De hecho, aunque el modelo de votación

estándar no nos dice nada acerca del mecanismo que subyace al proceso de votación, ni tampoco acerca de las redes que subyacen al contagio de votantes (es robusto con respecto a diferentes clases de redes), nos puede ayudar a identificar posibles vías de intervención exógena. Por ejemplo, puede ayudar a guiar estrategias de campaña, porque nos indica cuáles son las regiones con más grado de contagio social [*hotspots*]. De acuerdo al modelo, los *hotspots* son más susceptibles a dejarse influenciar por campañas que los así llamados *coldspots*, que tienen un bajo índice de contagio social y son altamente polarizados. Aparte de esto, el modelo atribuye a distintos distritos una cierta cantidad de ‘fanáticos’. Esto nos puede servir como guía para aplicar distintas políticas particulares que disminuyan el grado de fanatismo e ideología en un distrito electoral, aumentando el índice de contagio social. Una posible política consistiría en reorganizar los distritos de votación para aumentar la conectividad entre regiones altamente polarizadas y regiones con alto nivel de contagio social (Abramowitz y McCoy 2019).

#### 4. Modelos de Galam para el conteo de votos

Ahora vamos a considerar otros modelos de votación que intentan explicar el proceso de conteo de votos, en lugar de la dinámica de votación. Más específicamente, estos modelos analizan de qué manera la agrupación de votos en distintos niveles en el conteo electoral afecta el resultado de la votación. Los modelos paradigmáticos de conteo de votos en sistemas jerárquicos (con distintos niveles) son los modelos de Galam, que importan técnicas de grupos de renormalización de la física (Galam 2008).

##### El modelo de Galam

Las características principales del modelo de Galam son las siguientes:

- $N$  nodos ‘libres’, que representan a votantes no comprometidos; pueden tomar los valores ‘1’ y ‘0’ (que representan el voto a favor o en contra de cierto candidato).
- Una población con dos especies  $A$  y  $B$ , que puede representar a dos candidatos, cuyas proporciones son  $p_0$  y  $1 - p_0$ .

- Se construye una jerarquía en el conteo de los votos, usando la regla de la mayoría  $R_r$ , con la posibilidad de un 'sesgo inercial'. Esto se consigue dividiendo los votos iniciales en grupos de determinado número y sumando los votos de cada grupo de acuerdo a la regla de la mayoría. Este proceso resulta en un nivel de votos más abstracto que el nivel inicial.
- El esquema adopta las técnicas de grupos de renormalización para construir una estructura política y social.
- Generalmente, el proceso se repite varias veces, lo que genera distintos niveles de abstracción [*coarse graining*]. La proporción de votos a favor del candidato A después de  $n$  repeticiones del proceso, está dada por:  $p_n = R_r(p_{n-1})$ . En cada nivel de abstracción, los votos del candidato con menor representación inicial van a tender a desaparecer.

Las características básicas de este modelo se pueden entender de la siguiente manera. Consideremos un grupo de tres votos elegidos al azar sin usar 'sesgos' [*bias*]. Si el resultado del grupo es 'A, B, A', usando la regla de la mayoría vamos a otorgar un valor de grupo 'A'. La idea básica del modelo consiste en aplicar esta transformación a toda población inicial de votos que dividimos en grupos de tres. El resultado es una abstracción del nivel anterior, en la cual cada grupo va a tener un valor de voto único, i.e. A o B. La idea entonces es repetir este proceso de abstracción varias veces, generando niveles más y más abstractos, y disminuyendo consecutivamente el número de votos hasta que la transformación no se pueda usar nuevamente, lo que significa que hemos llegado a un punto fijo. Esto ocurre, por ejemplo, cuando queda una población de votos igual a 1. La probabilidad de que A sea elegido en el nivel  $(n+1)$  está dada por:

$$p_{n+1} = p_n^3 + 3p_n^2(1 - p_n) \quad (4)$$

Después de repetidas iteraciones del proceso de agrupación usando la regla de la mayoría, se pueden encontrar tres puntos fijos:  $p_d = 0, p_c = 1/2, p_t = 1$ , donde  $p_d$  y  $p_t$  son puntos estables, y  $p_c$  es un punto crítico inestable, que representa el umbral de acceso al poder. Si no existen sesgos, como en el caso anterior, el umbral de acceso al poder es 1/2 o 50%, lo



que quiere decir que si se parte con una proporción de votos a favor del candidato A menor que 50%, esto es  $p_0 < 1/2$ , después de repetidas aplicaciones de la transformación correspondiente, se llega a un punto fijo  $p_t = 0$ , que significa que en el último nivel de abstracción no habrá representación de votos a favor del candidato A. En otras palabras, el candidato A (o partido A) va a perder las elecciones. Si se parte con una proporción de votos mayor al 50%, se llega a un punto fijo  $p_0 = 1$ , que significa que el candidato va a ganar las elecciones. Aunque el proceso de agrupación de votos elimina consecutivamente los votos iniciales del candidato que originariamente tiene menor votación, se mantiene como un proceso democrático, ya que nos dice que el candidato o partido que inicialmente tenga más del 50% de los votos va a ganar las elecciones.

Sin embargo, la situación es completamente diferente cuando se usan 'sesgos' [*bias*] al sumar los votos. Por ejemplo, un sesgo muy común es el 'sesgo inercial' que se usa para favorecer el *statu quo*. Supongamos que se divide la población de votos en grupos de cuatro en lugar de tres. Si existe un empate (e.g. dos votos a favor de un candidato, dos votos a favor de otro), se puede asumir un sesgo inercial a favor del candidato o partido que está en el poder. En otras palabras, si B está en el poder, en caso de empate, se favorecerá al candidato o partido B. Esto corresponde a la idea de que, para cambiar una política, se necesita una amplia mayoría.

Utilizando este 'sesgo inercial' se obtienen los siguientes resultados. Si asumimos que B está en el poder, para que A sea elegido en el nivel  $n + 1$ , la probabilidad resulta:

$$p_{n+1} = p_n^4 + 4p_n^3(1 - p_n), \quad (5)$$

que es considerablemente menor que la probabilidad de que B sea elegido, esto es:

$$1 - p_{n+1} = p_n^4 + 4p_n^3(1 - p_n) + 2p_n^2(1 - p_n)^2 \quad (6)$$

Notablemente, el modelo muestra que el umbral para que A acceda al poder cuando existe sesgo inercial puede llegar a ser 0,77 (punto fijo inestable), lo que significa que A requiere más del 77% de los votos iniciales para ganar la elección.

## ¿Qué podemos aprender del modelo de Galam?

Hemos visto que al aplicar un sesgo aparentemente inocente a favor del *statu quo*, la situación se vuelve considerablemente antidemocrática, sobre todo si creemos que una característica central de la democracia es que el voto de cada ciudadano vale lo mismo. De hecho, en el ejemplo anterior, los votos para el candidato *B* valen más que los votos para el candidato *A*. Este modelo mínimo (caricatura de sistemas electorales) puede ser usado para entender el efecto cualitativo de distintos sesgos en el proceso de conteo y agrupación de votos (Galam 2008). Como caso de estudio, consideremos el sistema electoral chileno. El antiguo sistema binominal chileno que se mantuvo desde 1989 hasta 2015 fue considerado un ejemplo emblemático de diseño institucional creado originalmente para dar estabilidad al sistema electoral y preservar las medidas económicas y políticas del régimen de Pinochet (Gamboa y Morales 2016). En el sistema binominal, cada distrito electoral podía elegir a dos miembros parlamentarios. El aspecto más peculiar de este sistema era que se imponía un sesgo electoral que consistía en requerir que para que una lista ganara dos cupos en el Parlamento, debía doblar el número de votos de la lista que constituía la segunda mayoría. Ya que en general la primera mayoría no doblaba el número de votos de la segunda mayoría, esto aseguraba que el partido de oposición podía elegir a un miembro parlamentario por distrito. Otro efecto del sistema binominal era que tendía a sobrerrepresentar a las dos principales coaliciones y a discriminar partidos pequeños (Gamboa y Morales 2016). Esta situación se puede modelar de manera simple usando el modelo de Galam, que muestra cualitativamente cuáles son los efectos del sesgo involucrado en el sistema binominal.

Al igual que el modelo de votación estándar, el modelo de Galam se puede interpretar como un modelo mínimo, que no da una descripción detallada de la distribución de votos iniciales, ni de la dinámica de votación. Más importante en este modelo son los detalles de mesoescala; por ejemplo, las reglas para agrupar los votos, ya que los resultados van a variar dependiendo de la forma en que se cuentan los votos. A pesar de ser un modelo mínimo, altamente idealizado, este modelo nos puede ayudar a revelar el efecto cualitativo de sesgos [*bias*] en el conteo electoral. En particular, el estudio del efecto de sesgo inercial nos ayuda a revelar una tensión entre estabilidad y democracia. Ello, en el sentido de que las

democracias más estables —que favorecen el *statu quo* y las instituciones políticas actuales— pueden requerir métodos antidemocráticos que restringen la libertad y la igualdad del voto. Además de esto, este modelo, al revelar los efectos de sesgos electorales, nos puede ayudar a hacer visibles ciertas políticas de intervención. Posibles intervenciones pueden incluir diferentes estrategias de agrupación de votos como, por ejemplo: (i) *gerrymandering*, (ii) votación directa en lugar de representación proporcional y (iii) uso de diferentes *tie-breakers*.

## 5. Posibles políticas de intervención

Hasta ahora hemos revisado tres ejemplos de ‘modelos mínimos’ que usan herramientas de las ciencias de la complejidad para explicar fenómenos sociopolíticos. En particular, hemos visto que los últimos dos ejemplos de modelos mínimos, esto es, el modelo de votación estándar y el modelo de Galam, nos permiten además visualizar posibles políticas de intervención. En dos artículos publicados recientemente, Wiesner et al. (2018) y Eliassi-Rad et al. (2020) analizan otros ejemplos de modelos similares y sugieren que estos modelos nos permiten distinguir una serie de posibles intervenciones que pueden ayudar a aumentar la resiliencia de sistemas democráticos. Estas intervenciones se pueden clasificar en intervenciones exógenas, que requieren una intervención *top-down* a nivel gubernamental e intervenciones endógenas, que consisten en intervenciones *bottom-up* por parte de los grupos autoorganizados. Ejemplos de intervenciones exógenas son las siguientes: (i) afianzar la diversidad por regulación: se necesita un aumento en diversidad de opinión para revertir la polarización de opiniones políticas. Modelos como el modelo de votación estándar, por ejemplo, nos pueden ayudar a distinguir zonas polarizadas de otras zonas más volátiles y esto nos puede servir de guía para aumentar la diversidad política en esas zonas. Como ejemplo, la República de Irlanda ha utilizado las asambleas de ciudadanos para diseñar y apoyar una serie de referendos, que finalmente llevaron a la aceptación del matrimonio homosexual y a la anulación de la prohibición del aborto en el país (Farrell, Suiter y Harris 2018). Es más probable que tales procesos de asambleas, en lugar de la dependencia de las elites políticas, capten la diversidad del conocimiento público. (ii) Un segundo ejemplo de intervención exógena es invertir

el ciclo de retroalimentación entre la desigualdad económica y el poder político, por ejemplo, limitando drásticamente el gasto político. (iii) Un tercer ejemplo de este tipo de intervenciones es asegurar la conectividad, aumentando la comunicación entre los distintos miembros de la red, que se encuentran en zonas centrales y periféricas. Un ejemplo es el uso mejorado de la web por parte del gobierno islandés para fortalecer la participación democrática y la democracia directa (World Wide Web Foundation 2014).

Ejemplos de intervenciones endógenas, esto es, intervenciones provenientes de los mismos miembros de la red, son las siguientes: (i) modelos basados en las ciencias de la complejidad nos sugieren que los grupos autoorganizados deben considerar no solo los hechos y los argumentos que pretenden introducir en la esfera pública más amplia, sino también desarrollar estrategias para expandirse en múltiples subredes. Un ejemplo de esto fue el intento de justificar los amplios costos sociales del sistema penitenciario de EEUU, considerando la opinión de las elites conservadoras que habían sido encarceladas (Dagan y Teles 2016). (ii) Otro tipo de intervención endógena es reconocer límites de mensajes de control. Esto es, los grupos autoorganizados deben preidentificar cómo sus mensajes pueden mutar y ser reinterpretados por personas inicialmente en desacuerdo. Por ejemplo, el modelo para la difusión de minorías de Galam (2008) es un modelo mínimo que nos permite ver de qué manera la opinión de la minoría puede mutar hasta convertirse en la opinión popular. (iii) Finalmente, estos modelos nos sugieren que para aumentar la resiliencia en sistemas democráticos se debe evitar la ‘falsificación de preferencias’, que consiste en ocultar públicamente el disgusto hacia sistemas y políticas actuales. El modelo de ‘falsificación de preferencias’ de Kuran (1997) ofrece una explicación de la persistencia de estructuras sociales indeseadas en base a la falsificación de preferencias y nos explica por qué esto puede conducir a cambios repentinos no anticipados.

El análisis de Wiesner et al. (2018) y Eliassi-Rad et al. (2020) nos sugiere, entonces, que el uso de modelos mínimos para visualizar políticas de intervención no se limita a los modelos revisados en este artículo, sino que puede extenderse a otros modelos que se basan en las ciencias de la complejidad para explicar fenómenos sociopolíticos.

## 6. Conclusiones

A lo largo de este artículo hemos examinado distintos ejemplos de modelos que usan herramientas de las ciencias de la complejidad para explicar fenómenos sociopolíticos. Hemos sugerido que estos modelos deben interpretarse como 'modelos mínimos', que omiten detalles irrelevantes para el fenómeno que se quiere explicar y pueden revelar los factores causales centrales involucrados en la ocurrencia de ciertos fenómenos.

Además, hemos visto que estos modelos altamente idealizados pueden ayudarnos a descubrir ciertas 'paradojas sociales'; por ejemplo, nos muestran que en algunos casos existe una tensión entre democracia y estabilidad. Finalmente, hemos visto también que algunos modelos mínimos nos ayudan a visualizar políticas de intervención y también nos ofrecen herramientas de diagnóstico para la evaluación de las políticas actuales. Esto último ilustra un rol epistémico fundamental de los 'modelos mínimos' y nos invita a considerarlos como una herramienta útil para entender la naturaleza de fenómenos sociopolíticos.

El esfuerzo por predecir y explicar fenómenos socioeconómicos requiere la integración de muchas disciplinas diversas en ciencias sociales, ciencias naturales y humanidades, y no se limita al uso de modelos idealizados como los revisados en este artículo. Sin embargo, las ciencias de la complejidad ofrecen una perspectiva única en el estudio de estos fenómenos al integrar métodos provenientes de diversas disciplinas. En este sentido y sumado a lo que se ha defendido en este artículo, podemos concluir que la aplicación de las ideas y los métodos de las ciencias de la complejidad al estudio de fenómenos sociales es una empresa prometedora y merece más atención en el área de las ciencias sociales.

## Bibliografía

- Abramowitz, A. y McCoy, J. 2019. United States: Racial Resentment, Negative Partisanship, and Polarization in Trump's America. *The ANNALS of the American Academy of Political and Social Science* 681(1), 137-156.
- Alvarez, R., García, D., Moreno, Y. y Schweitzer, F. 2015. Sentiment Cascades in the 15M Movement. *EPJ Data Science* 4(1), 1-13.
- Batterman, R.W. y Rice, C.C. 2014. Minimal Model Explanations. *Philosophy of Science* 81(3), 349-376.

- Beck, P.A., Dalton, R.J., Greene, S. y Huckfeldt, R. 2002. The Social Calculus of Voting: Interpersonal, Media, and Organizational Influences on Presidential Choices. *American Political Science Review* 96(1), 57-73.
- Bradley, S. y Thébault, K.P. 2019. Models on the Move: Migration and Imperialism. *Studies in History and Philosophy of Science Part A* 77, 81-92.
- Braha, D. y De Aguiar, M.A. 2017. Voting Contagion: Modeling and Analysis of a Century of U.S. Presidential Elections. *PLoS ONE* 12(5), e0177970.
- Caroca, P., Cartes, C., Davies, T.P., Olivari, J., Rica, S. y Vogt-Geisse, K. 2020. The Anatomy of the 2019 Chilean Social Unrest. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science* 30(7), 073129.
- Cohn, M.A., Mehl, M.R. y Pennebaker, J.W. 2004. Linguistic Markers of Psychological Change Surrounding September 11, 2001. *Psychological Science* 15(10), 687-693.
- Chinellato, D.D., Epstein, I.R., Braha, D., Bar-Yam, Y. y De Aguiar, M.A. 2015. Dynamical Response of Networks under External Perturbations: Exact Results. *Journal of Statistical Physics* 159(2), 221-230.
- Chowdhury, D., Santen, L. y Schadschneider, A. 2000. Statistical Physics of Vehicular Traffic and some Related Systems. *Physics Reports* 329(4-6), 199-329.
- Dagan, D. y Teles, S.M. 2016. *Prison Break: Why Conservatives Turned against Mass Incarceration*. Oxford: Oxford University Press.
- Doré, B., Ort, L., Braverman, O. y Ochsner, K.N. 2015. Sadness Shifts to Anxiety over Time and Distance from the National Tragedy in Newtown, Connecticut. *Psychological Science* 26(4), 363-373.
- Eliassi-Rad, T., Farrell, H., García, D., Lewandowsky, S., Palacios, P., Ross, D., Sornette, D., Thébault, K., and Wiesner, K. 2020. What Science Can Do for Democracy: A Complexity Science Approach. *Humanities and Social Sciences Communications* 7(1), 1-4.
- Farrell, D.M., Suiter, J. y Harris, C. 2018. 'Systematizing' Constitutional Deliberation: The 2016-18 Citizens' Assembly in Ireland. *Irish Political Studies* 34(1), 113-123.
- Galam, S. 2008. Sociophysics: A Review of Galam Models. *International Journal of Modern Physics C* 19(03), 409-440.
- Galam, S., Gefen, Y. y Shapir, Y. 1982. Sociophysics: A New Approach of Sociological Collective Behaviour. I. Mean-Behaviour Description of a Strike. *Journal of Mathematical Sociology* 9(1), 1-13.
- Gamboa, R. y Morales, M. 2016. Chile's 2015 Electoral Reform: Changing the Rules of the Game. *Latin American Politics and Society* 58(4), 126-144.
- García, D., Kappas, A., Kuester, D. y Schweitzer, F. 2016. The Dynamics of Emotions in Online Interaction. *Royal Society Open Science* 3(8), 160059.
- García, D. y Rimé, B. 2019. Collective Emotions and Social Resilience in the Digital Traces after a Terrorist Attack. *Psychological Science* 30(4), 617-628.
- Goldenberg, A., García, D., Halperin, E. y Gross, J.J. 2020a. Collective Emotions. *Current Directions in Psychological Science* 29(2), 154-160.
- Goldenberg, A., García, D., Halperin, E., Zaki, J., Kong, D., Golarai, G. y Gross, J.J. 2020b. Beyond Emotional Similarity: The Role of Situation-Specific Motives. *Journal of Experimental Psychology: General* 149(1), 138.
- Jhun, J., Palacios, P. y Weatherall, J.O. 2018. Market Crashes as Critical Phenomena? Explanation, Idealization, and Universality in Econophysics. *Synthese* 195(10), 4477-4505.
- Johansen, A., Ledoit, O. y Sornette, D. 2000. Crashes as Critical Points. *International Journal of Theoretical and Applied Finance* 3(2), 219-255.

- Kenny, C. y McBurnett, M. 1992. A Dynamic Model of the Effect of Campaign Spending on Congressional Vote Choice. *American Journal of Political Science* (36)4, 923-937.
- Kuran, T. 1997. *Private Truths, Public Lies*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Ladyman, J., Lambert, J. y Wiesner, K. 2013. What Is a Complex System? *European Journal for Philosophy of Science* 3(1), 33-67.
- McMullin, E. 1985. Galilean Idealization. *Studies in History and Philosophy of Science Part A* 16(3), 247-273.
- Pellert, M., Lasser, J., Metzler, H. y García, D. 2020. Dashboard of Sentiment in Austrian Social Media during Covid-19. *Frontiers in Big Data*. DOI: <https://doi.org/10.3389/fdata.2020.00032>.
- Pennebaker, J.W., Boyd, R.L., Jordan, K. y Blackburn, K. 2015. The Development and Psychometric Properties of LIWC2015. Disponible en: <https://repositories.lib.utexas.edu/handle/2152/31333> [17 de enero 2021].
- Ramírez-Esparza, J.W., Pennebaker, F.A., García, R. y Suriá, R. 2007. La psicología del uso de las palabras: un programa de computadora que analiza textos en español. *Revista Mexicana de Psicología* 24(1), 85-99. Disponible en: <http://rua.ua.es/dspace/handle/10045/25918> [17 de enero 2021].
- Redondo, J., Fraga, I., Padrón, I. y Comesaña, M. 2007. The Spanish Adaptation of ANEW (Affective Norms for English Words). *Behavior Research Methods* 39(3), 600-605.
- Schweitzer, F. y García, D. 2010. An Agent-Based Model of Collective Emotions in Online Communities. *The European Physical Journal B* 77(4), 533-545.
- Sornette, D. 2017. *Why Stock Markets Crash*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Strevens, M. 2007. Why Explanations Lie: Idealization in Explanation. Disponible en: <http://www.strevens.org/research/expln/Idealization.pdf> [17 de enero 2021].
- Vilares, D., Thelwall, M. y Alonso, M.A. 2015. The Megaphone of the People? Spanish SentiStrength for Real-Time Analysis of Political Tweets. *Journal of Information Science* 41(6), 799-813.
- von Scheve, C. y Salmella, M. (eds.) 2014. *Collective Emotions*. Oxford: Oxford University Press.
- Weisberg, M. 2007. Three Kinds of Idealization. *The Journal of Philosophy* 104(12), 639-659.
- Wiesner, K., Birdi, A., Eliassi-Rad, T., Farrell, H., García, D., Lewandowsky, S., Palacios, P., Ross, D., Sornette, D. y Thébault, K. 2018. Stability of Democracies: A Complex Systems Perspective. *European Journal of Physics* 40(1), 014002.
- Woodward, J. 2005. *Making Things Happen: A Theory of Causal Explanation*. Oxford: Oxford University Press.
- World Wide Web Foundation 2014. Disponible en: <https://webfoundation.org/research/the-2014-15-web-index/> [8 de abril 2021]. *EP*