



**Universidad del Desarrollo**  
Facultad de Ingeniería

ANÁLISIS COMPARATIVO DE MANIPULACIÓN DE RESULTADOS EN  
AGREGACIÓN DE PREFERENCIAS DE POLÍTICAS PÚBLICAS  
Estudio a partir de datos de Chile, Brasil y Francia

POR: CATALINA QUIJADA ESPINOZA

Proyecto de grado presentado a la Facultad de Ingeniería de la Universidad del  
Desarrollo para optar al grado académico de Magíster en Data Science.

PROFESOR GUÍA:

Dr. CRISTIAN CANDIA VALLEJOS

Diciembre 2023  
SANTIAGO, CHILE



## **AGRADECIMIENTO**

En primer lugar quisiera agradecer a mi profesor guía, Cristian Candia, por su buena disposición y dedicación. Muchas gracias a mi pareja, Cristian Ayala, por confiar en mí más de lo que yo confié en mí misma. A mi amigo Nicolás, gracias por iluminarme con ideas cuando me sentía perdida. Gracias a los amigos que hice en el magíster, por hacer más amenos los sábados en la mañana. A mis amigas *swifties*, les agradezco por leer todos mis descargos y hacerme reír tantas veces. A todos mis amigos, amigas y familia, por entender cuando desaparecí: gracias por seguir.

## TABLA DE CONTENIDO

<b>RESUMEN .....</b>	<b>1</b>
<b>1. INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>2</b>
<b>2. TRABAJO RELACIONADO .....</b>	<b>4</b>
2.1. ORÍGENES DE LA TEORÍA DE LA ELECCIÓN SOCIAL .....	4
2.2. ANÁLISIS A PARTIR DE COMPARACIÓN DE PARES .....	6
<b>3. HIPÓTESIS Y OBJETIVOS.....</b>	<b>8</b>
3.1. OBJETIVO GENERAL .....	8
3.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	8
3.3. HIPÓTESIS .....	8
<b>4. DATOS Y METODOLOGÍA.....</b>	<b>9</b>
4.1. DATOS .....	9
4.2. METODOLOGÍA .....	9
<i>Limpieza de datos .....</i>	<i>9</i>
<i>Cálculo del ranking global.....</i>	<i>9</i>
<i>Determinantes de la manipulación del ranking global .....</i>	<i>12</i>
<b>5. RESULTADOS .....</b>	<b>16</b>
<i>Análisis descriptivo.....</i>	<i>16</i>
<i>Determinantes de la manipulación del ranking global .....</i>	<i>24</i>
<b>6. CONCLUSIONES .....</b>	<b>65</b>
<b>BIBLIOGRAFÍA.....</b>	<b>67</b>

## Resumen

El surgimiento de la democracia digital trae consigo oportunidades para fortalecer la participación ciudadana, aunque tampoco está exento de riesgos. El presente estudio tiene como objetivo analizar las características que influyen en la manipulación de *rankings* de agregación de preferencias, en un contexto de democracia digital. Para esto, se utilizaron datos de Chile, Brasil y Francia, obtenidos a partir de plataformas web de participación ciudadana, donde se solicitaba a los votantes elegir entre pares de propuestas de políticas públicas. El principal resultado indica que las personas que se identifican con la izquierda son más propensas a la manipulación de los *rankings*. Estos hallazgos permiten conocer ciertas limitaciones de los procesos de democracia digital, enfatizando la importancia de tomar precauciones para evitar que la democracia se vea debilitada.

# 1. Introducción

¿Cómo es posible el orden social? Si bien esta fue la pregunta que ocupó a sociólogos desde los orígenes de la disciplina, hoy en día no ha logrado ser respondida completamente. De acuerdo con Durkheim (1987) existen dos posibles fuentes de la vida social: la similitud de la conciencia y la división del trabajo. La primera es propia de las sociedades primitivas, donde las leyes imponen a los individuos una serie de creencias y prácticas uniformes, las cuales a su vez son un índice de la denominada solidaridad mecánica. En cambio, en la sociedad moderna, se intensifica la individualización, pero sus miembros son interdependientes entre sí debido a la división del trabajo, dando origen a la solidaridad orgánica. A su vez, cada tipo de solidaridad de caracteriza por un sistema de justicia diferente: el represivo o penal, y el restitutorio. Estos buscan, de distinta forma, lograr que las normas sociales sean respetadas y, de este modo, mantener el orden social. Sin embargo, en las sociedades modernas surge otro aspecto que pone en peligro el orden social. La mayor relevancia de la individualización lleva a que no solamente se busque el orden, sino también el bienestar de cada persona que conforma la sociedad. Lo anterior lleva a que se demanden soluciones colectivas a problemas individuales y a que se justifique romper el orden social como medida para presionar al Estado para resolver dichos problemas.

En este contexto, el Estado se entiende como el ente que debe velar por el bienestar social y, a su vez, canalizar las demandas colectivas en políticas que permitan restablecer o mantener el orden social. No obstante ¿cómo es posible, en una sociedad que no se caracteriza por la similitud de la conciencia, llegar a acuerdos respecto a qué es lo mejor para lograr el bienestar de las personas? Si se intensifica la individualización, es más difícil que dos personas compartan un mismo sistema de creencias y, por lo tanto, esto es aún menos probable para la sociedad en su conjunto. Si se considera, además, que los recursos del Estado son limitados, se agrega una nueva dimensión al problema: priorizar. Esto significa que, incluso en el caso de que las demandas sean coherentes entre sí, no se pueden ejecutar todas.

Saliendo del ámbito estricto de la sociología, la teoría de la elección social busca también una solución a este problema. Cabe mencionar que esta no es una teoría única, sino más bien un conjunto de modelos que buscan agregar *inputs* individuales (votos, preferencias, juicios, entre otros) en *outputs* colectivos. La pregunta central que se busca responder es cómo un grupo de individuos puede llegar a un resultado colectivo a partir de diferentes opciones (List, 2022). Una de las preocupaciones de esta teoría es bajo qué condiciones estos resultados pueden ser considerados democráticos, dado que existe la posibilidad de que una persona se transforme en dictador, es decir, imponga sus preferencias al conjunto de individuos. La imposición de una idea no necesariamente puede realizarse mediante el uso de la fuerza, sino que también es posible utilizar la manipulación para que parezca que el resto de los individuos está de acuerdo con las preferencias del dictador. En el área de metodología de investigación, se ha estudiado cómo la forma de preguntar puede inducir a un resultado. Un dictador, por lo tanto, podría realizar una consulta

supuestamente democrática para validar la elección de sus propias preferencias, manipulando los resultados. De este modo, la pregunta que se busca responder en el presente estudio es si la forma de presentar opciones modifica el resultado obtenido a partir de la agregación de preferencias.

El presente documento se estructura de la siguiente forma. En primer lugar, se presenta una revisión de los trabajos relacionados, seguido por los objetivos e hipótesis de trabajo. Posteriormente, se describen los datos y metodología utilizada, para luego dar paso a los resultados y, por último, las conclusiones.

## 2. Trabajo Relacionado

### 2.1. Orígenes de la teoría de la elección social

Como se mencionó anteriormente, la teoría de la elección social corresponde a un conjunto de modelos que buscan agregar *inputs* individuales en *outputs* colectivos. Sus orígenes suelen asociarse a Nicolas de Condorcet, quien desarrolló la denominada ‘paradoja de Condorcet’. Esta teoría se basa en que existe una elección con tres alternativas  $\{a, b, c\}$ , donde las preferencias de cada votante pueden ser representadas como un ranking lineal. Por ejemplo, existe un grupo donde un tercio prefiere  $a$  sobre  $b$  sobre  $c$ , otro tercio prefiere  $b$  sobre  $c$  sobre  $a$ , y el último tercio prefiere  $c$  sobre  $a$  sobre  $b$ . Si se utiliza la mayoría simple para decidir,  $a$  gana sobre  $b$ ,  $b$  gana sobre  $c$ , y  $c$  gana contra  $a$ . Por lo tanto, a partir de preferencias racionales (transitivas) de los individuos, se llega, mediante mayoría simple, a un resultado grupal irracional (intransitivo). De este modo, ninguna alternativa es ganadora, en el sentido de que ninguna gana siempre sobre otra alternativa (Gehrlein, 1983).

Por otro lado, Kenneth Arrow (1950) desarrolló el ‘teorema de la imposibilidad de Arrow’. Este plantea que, cuando existen al menos dos individuos que se enfrentan a tres o más opciones, no existe un método de agregación de preferencias que satisfaga simultáneamente las siguientes cinco condiciones:

- Dominio universal: abarca de forma completa el conjunto de todos los posibles órdenes de preferencias individuales transitivas.
- Criterio de Pareto débil: Si  $a$  es socialmente preferido por sobre  $b$ , existe al menos un individuo para el que  $a$  es preferido a  $b$ .
- Ausencia de dictadura: no existe un individuo que logre imponer su orden de preferencias y, por ende, se ignoren las del resto.
- Ordenamiento: para cada orden de preferencias individual, la relación de preferencia social es completa y transitiva.
- Independencia de alternativas irrelevantes: si se aplica la regla de elección a un subconjunto del total de alternativas posibles, el resultado debe ser el mismo que si se evalúan todas las alternativas.

Estos problemas han dado origen a diferentes algoritmos para agregar preferencias individuales en sociales. Previo a la explicación de los algoritmos para agregación de preferencias, es necesario comprender algunos conceptos relacionados a la teoría de la elección social, así como su nomenclatura asociada.

Para cada contexto de elección, existe un conjunto de individuos  $N = \{1, 2, \dots, n\}$ , con  $n \geq 2$ , quienes deben escoger entre dos alternativas. Cada individuo  $i \in N$  emite un voto  $v_i$ , donde:

- $v_i = 1$  Representa un voto por la primera alternativa
- $v_i = -1$  Representa un voto por la segunda alternativa

$v_i = 0$  Representa abstención (opcional)

Una combinación de votos de los individuos se denomina un perfil. Para cualquier perfil, el grupo busca llegar a una decisión social  $v$ , donde:

$v = 1$  Representa una decisión por la primera alternativa  
 $v = -1$  Representa una decisión por la segunda alternativa  
 $v = 0$  Representa un empate

Una regla de agregación es una función  $f$  que asigna a cada perfil  $\langle v_1, v_2, \dots, v_n \rangle$  una decisión social dada por:

$$v = f(v_1, v_2, \dots, v_n)$$

Ejemplos de reglas de agregación son:

Regla de mayoría

Para cada perfil  $\langle v_1, v_2, \dots, v_n \rangle$ :

$$f(v_1, v_2, \dots, v_n) = \begin{cases} 1 & \text{si } v_1 + v_2 + \dots + v_n > 0 \\ 0 & \text{si } v_1 + v_2 + \dots + v_n = 0 \\ -1 & \text{si } v_1 + v_2 + \dots + v_n < 0 \end{cases}$$

Dictadura

Para cada perfil  $\langle v_1, v_2, \dots, v_n \rangle$ :

$$f(v_1, v_2, \dots, v_n) = v_i$$

Donde  $i \in N$  es un individuo fijo (dictador)

Regla de mayoría ponderada:

Para cada perfil  $\langle v_1, v_2, \dots, v_n \rangle$ :

$$f(v_1, v_2, \dots, v_n) = \begin{cases} 1 & \text{si } w_1 v_1 + w_2 v_2 + \dots + w_n v_n > 0 \\ 0 & \text{si } w_1 v_1 + w_2 v_2 + \dots + w_n v_n = 0 \\ -1 & \text{si } w_1 v_1 + w_2 v_2 + \dots + w_n v_n < 0 \end{cases}$$

Si se traslada esto a la agregación de preferencias, existe un conjunto de individuos  $N = \{1, 2, \dots, n\}$ , con  $n \geq 2$ . Por otro lado,  $X = \{a, b, c, \dots\}$  es un conjunto de alternativas sociales. Cada individuo  $i \in N$  tiene un orden de preferencias  $R_i$  de estas alternativas, que se caracterizan por ser completas y transitivas. Para cada  $a, b \in X$ ,  $aR_i b$  significa que el individuo  $i$  prefiere  $a$  sobre  $b$ .

Un ordenamiento de las combinaciones de preferencias de los individuos  $\langle R_1, R_2, \dots, R_n \rangle$  es llamado un perfil. Una función de agregación de preferencias  $F$  es una función que asigna a cada perfil una relación de preferencias sociales  $R = F\langle R_1, R_2, \dots, R_n \rangle$  a  $X$ . Para cada  $a, b \in X$ ,  $aRb$  significa que  $a$  es socialmente preferida sobre  $b$ .

## 2.2. Análisis a partir de comparación de pares

Los métodos de comparación de pares son un tipo de levantamiento de información que puede ser utilizado para diferentes fines. Uno de estos es la generación de un *ranking* a partir de comparación de pares, para el cual en lugar de solicitar a cada persona que ordene un determinado número de opciones según su preferencia, se presentan las opciones en pares, a partir de los cuales se debe seleccionar una opción. Una de las principales ventajas es que facilita el entendimiento por parte de quien responde, ya que ordenar un alto número de opciones requiere un esfuerzo cognitivo mayor que elegir solamente entre dos. Otra ventaja de este método es que, si bien para crear un *ranking* exacto es necesario preguntar por todas las combinaciones de pares posibles, también es posible obtener *rankings* aproximados, donde a cada persona que responde se le presenta un subconjunto de todos los pares posibles de comparar. Por lo tanto, esto facilita el levantamiento de información, ya que permite reducir el número de preguntas que cada persona contesta.

Este tipo de recolección de información se ve altamente beneficiado por el surgimiento de la democracia digital, es decir, del ejercicio de la democracia utilizando herramientas y tecnologías digitales (Simon, Bass, & Boelman, 2017). Las herramientas digitales no solo generan cambios en el medio por el cual se recolecta la información, sino que también permiten un cambio de paradigma en el estudio de encuestas. En general, las encuestas permiten cuantificar fácilmente los resultados, pero no están abiertas a la posibilidad de que el encuestado entregue información adicional que pueda ser valiosa para el estudio. Si se desea profundizar más y obtener información que no se encuentra previamente definida, se debe recurrir a métodos cualitativos, los cuales sin embargo no facilitan la cuantificación de resultados (Salganik & Levy, 2015). La democracia digital, en cambio, permite que los ciudadanos no solo emitan su opinión sobre temas planteados, sino que también proponga nuevas ideas que alimenten el proceso democrático.

En este sentido, las encuestas wiki (*wiki surveys*) surgen como una respuesta a las necesidades de la democracia digital. Salganik & Levy (2015) plantean que este tipo de encuestas deben cumplir con tres principios: libertad para responder lo que se desea, colaboración y adaptabilidad. El primer principio, parte del problema de que los investigadores son quienes deciden cuánta información debe entregar cada participante, mientras que quienes desean entregar más o menos información, no pueden. De este modo, se pierde la oportunidad de obtener información.

No obstante, tener información dispar para cada persona que responde significa también un desafío al momento de analizar los resultados. En el caso específico de la comparación de pares, implica que no para todas las personas se podrá crear un *ranking* completo de todas las alternativas posibles. Dado esto, la importancia de agregar las preferencias a partir de información parcial es mayor.

Al respecto, Egecioğlu & Giritligil (2011) realizaron un experimento para analizar la probabilidad de encontrar la alternativa ganadora con el algoritmo Borda al contar con información parcial de los votantes. Para esto, realizaron simulaciones donde se consideraban las primeras  $r$  preferencias de cada votante. Los resultados indican que,

independiente del número de opciones total analizadas, es imposible garantizar obtener el ganador de forma exacta con información parcial. De modo similar, existe cierta evidencia de que, utilizando Borda y Copeland, la votación parcial aumenta las probabilidades de que exista votación estratégica, entendiendo esta como una situación en que las personas votan de manera diferente a sus verdaderas preferencias, con la finalidad de manipular los resultados de una votación (Narodytska & Walsh, 2014).

Dado que Borda y Copeland son los algoritmos más clásicos para la agregación de preferencias, concentran la mayor parte de la investigación aplicada, dejando de lado algoritmos más nuevos como Eigenvector y Trueskill. Asimismo, los estudios no se han enfocado en identificar los factores que explican el hecho de que, ante información parcial, se obtengan o no *rankings* diferentes. Esto permitiría comprender en qué casos se podría, de forma intencional, realizar preguntas parciales para así manipular el *ranking* obtenido.

### **3. Hipótesis y Objetivos**

#### **3.1. Objetivo general**

Analizar las características que facilitan la manipulación de resultados en el contexto de la agregación de preferencias de pares, para Chile, Brasil y Francia.

#### **3.2. Objetivos específicos**

- Estudiar el efecto de la popularidad, diversidad y divisividad de las opciones en la posibilidad de que los resultados sean manipulados.
- Analizar el efecto de la ideología política en la manipulación de resultados de agregación de preferencias.
- Comparar el comportamiento de los modelos Copeland, Borda, Eigenvector y Trueskill.
- Comparar los resultados obtenidos entre Chile, Brasil y Argentina.

#### **3.3. Hipótesis**

El uso de diferentes algoritmos para la agregación de preferencias influye en la probabilidad de que los resultados sean manipulados.

## 4. Datos y Metodología

### 4.1. Datos

Los datos de Chile fueron obtenidos de la plataforma “Chilecracia”, la cual fue una página web creada por un grupo de investigadores chilenos, lanzada el 23 de Octubre de 2019. Al acceder a la página web, se les pedía a las personas indicar su preferencia entre dos propuestas de política pública seleccionadas al azar, debiendo elegir una de estas. El número de pares de propuestas que podía votar cada persona tenía un límite de 200 preferencias semanales por sesión. Asimismo, se les solicitaban algunos datos sociodemográficos, como región y sexo, además de autorreportar su ideología política. Este proyecto inspiró el desarrollo de plataformas similares en otros países, tales como Colombia, El Líbano, Georgia, Francia y Brasil. De este modo, el proyecto pasó a denominarse “Opencracia”, haciendo referencia a que es una plataforma de participación abierta, y no solo a un país. En todos estos países el funcionamiento de la plataforma era el mismo. Se decidió trabajar con los datos de Chile, Brasil y Francia, ya que los datos disponibles en los demás países no eran suficientes para realizar los análisis requeridos.

### 4.2. Metodología

#### Limpieza de datos

Un gran riesgo de las plataformas virtuales hoy en día es la presencia de *bots*. Estos pueden tener como objetivo introducir ruido o dirigir los resultados hacia una determinada opción. Sin embargo, en ambos casos es recomendable identificar los votantes con una alta probabilidad de ser *bots*, para así excluirlos del análisis.

Cabe mencionar que, inicialmente, la plataforma chilena no contaba con un mecanismo para protegerse de *bots*, aunque luego se introdujeron recaptcha v2 y v3. Por ende, es necesario incorporar un mecanismo para identificar *bots*, para subsanar la falta de validación durante los primeros días. Asimismo, los mecanismos de protección de *bots* también pueden fallar, por lo que es útil incorporar una validación posterior.

#### Cálculo del ranking global

Existen diferentes métodos de agregación de preferencias que se pueden utilizar a partir de elección de pares. Para este proyecto se ha definido trabajar con cuatro de estos: Copeland, Borda, Eigenvector y Trueskill.

El método de Copeland corresponde a uno de los más clásicos en la teoría de la elección social. Es una extensión del principio de Condorcet, el cual establece que la alternativa ganadora es aquella con el mayor número de mayoría simple. Para obtener el puntaje de la alternativa  $a$ , se construye una matriz para cada par de alternativas  $\{a, b\}$ , donde toma valor 1 si más candidatos prefieren  $a$  sobre  $b$ , 0,5 si los números son iguales, y 0 si más votantes prefieren  $b$  sobre  $a$ . Finalmente, el puntaje Copeland de la propuesta  $a$  es la suma sobre  $b$  de todas las matrices generadas. Si una alternativa tiene un puntaje igual a  $n - 1$ , donde  $n$  es el número de alternativas, entonces ese candidato es el ganador único.

Jean Charles de Borda desarrolló una regla de agregación a través de un sistema de asignación de puntos. Considerando que cada individuo tiene un orden de preferencias, comenzando por la última preferencia de cada uno, se deben asignar puntos de acuerdo con la regla  $a, a + b, a + 2b, etc$ , donde  $a = 1$  y  $b = 1$ . De este modo, en una elección de  $n$  opciones, la última opción del votante obtiene un punto, la penúltima obtiene dos puntos, y así sucesivamente hasta que la primera preferencia obtiene  $n$  puntos (Emerson, 2013).

Otra forma de convertir el orden de preferencias individuales a sociales es a través del cálculo de los vectores propios. Considérese un conjunto de alternativas  $X$  que serán clasificadas según la opinión de  $N$  individuos, expresadas a través del promedio de  $p$  matrices comparaciones de pares recíprocas:

$$M_k = \begin{pmatrix} 1 & m_{12}^{(k)} & \dots & m_{1n}^{(k)} \\ 1/m_{12}^{(k)} & 1 & \dots & m_{2n}^{(k)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1/m_{1n}^{(k)} & 1/m_{2n}^{(k)} & \dots & 1 \end{pmatrix}$$

Donde  $k = 1, 2, \dots, p$ . La entrada  $m_{ij}^{(k)}$  significa la importancia atribuida por el votante  $k$  a la alternativa  $a$ , comparada con la alternativa  $b$ . Esta matriz de comparaciones de pares es el *input* para el proceso de decisión. Dada la matriz  $M$ , el *output* es un vector de prioridades  $(f_1(M), f_2(M), \dots, f_j(M), \dots, f_n(M))$ , cuyos componentes son positivos y suman a la unidad. Este vector normalizado es obtenido a través de la aplicación, en cada matriz  $M$ , de una función  $f$ . El componente  $j$  de  $f_j(M)$  significa la importancia de la alternativa  $j$ , de acuerdo con el input de la matriz  $M$ , evaluada por la función  $f$ . A partir de esto, se puede obtener  $E(M) = (E_i)_{i=1\dots n}$ , donde  $(E_i)_{i=1\dots n}$  es el vector propio normalizado correspondiente al valor propio  $\lambda$  de  $M$ , es decir, el valor propio con el valor absoluto más alto (Pérez & Mokotoff, 2016). A partir de estos vectores propios, es posible agregar las preferencias individuales generando un ranking.

Por otra parte, existen algoritmos que, si bien no fueron desarrollados en específico para agregar preferencias individuales, pueden ser de utilidad. Este es el caso de Trueskill, un modelo desarrollado por Microsoft para ordenar jugadores y asignar un contrincante con similares habilidades en juegos en línea (Herbrich, Minka, & Graepel, 2007). Trueskill

modela la probabilidad  $P(r|s, A)$  del resultado del juego  $r$  dadas las habilidades  $s$  de los participantes del juego y las asignaciones del grupo  $A := \{A_1 \dots A_k\}$ . A partir de la regla bayesiana se obtiene la siguiente distribución:

$$p(s|r, A) = \frac{P(r|s, A)p(s)}{P(r|A)}$$

El modelo asume una distribución factorizada Gaussiana previa  $p(s) := \prod_{i=1}^n \mathcal{N}(s_i; u_i, \sigma_i^2)$ . Cada jugador  $i$  exhibe un rendimiento  $p_i \sim \mathcal{N}(p_i; s_i, \beta^2)$  en el juego, centrado en su habilidad  $s_i$  con una varianza  $\beta^2$ . El rendimiento  $t_j$  de un equipo  $j$  es modelado como la suma de los rendimientos de cada uno de sus miembros,  $t_j := \sum_{i \in A_j} p_i$ . De este modo, la probabilidad del resultado de un juego  $r$  es modelada de la siguiente forma:

$$P(r|\{t_1, \dots, t_k\}) = P(t_{r(1)} > t_{r(2)} > \dots > t_{r(k)})$$

Luego de cada juego, es necesario reportar la estimación de habilidad y, por ende, utilizará un esquema de aprendizaje en línea denominado *Filtrado de densidad gaussiano*. La siguiente distribución es aproximada a Gaussiana y se utiliza como la distribución previa para el próximo juego. A partir de estas distribuciones, no solamente es posible predecir los resultados de un juego sino también obtener un *ranking* de todos los jugadores.

Es posible realizar una analogía entre un juego entre dos personas y una votación en que se debe elegir entre dos opciones. Mientras que en un juego existe una persona ganadora, la cual se puede predecir según el rendimiento pasado, en una votación con dos opciones también existe una opción ganadora, la cual es posible predecir según el resultado en otras votaciones. Por ende, también se puede obtener un *ranking* de todas las opciones a partir de las preferencias de cada individuo.

Para todos los modelos, se obtiene un puntaje para cada propuesta, a partir del cual, al ordenarlos de mayor a menor, se genera el *ranking* global. Asimismo, a partir de este puntaje es posible entrenar un modelo que prediga cuál es la propuesta ganadora en una votación. Para analizar el poder predictivo de cada algoritmo, se siguen los siguientes pasos:

1. Se calcula un *ranking* global para cada modelo
2. Se divide el conjunto de datos en entrenamiento y prueba, utilizando la proporción 70/30, respectivamente.
3. Con el puntaje de cada propuesta como variables predictores y, con la propuesta ganadora como variable a predecir, se entrena un modelo de *Random Forest* en el conjunto de entrenamiento.
4. Se calculan las métricas de rendimiento del modelo, las cuales se presentan en la Tabla 1

**Tabla 1. Métricas de rendimiento del modelo Random Forest para predecir propuestas ganadoras, para cada algoritmo de generación de ranking global.**

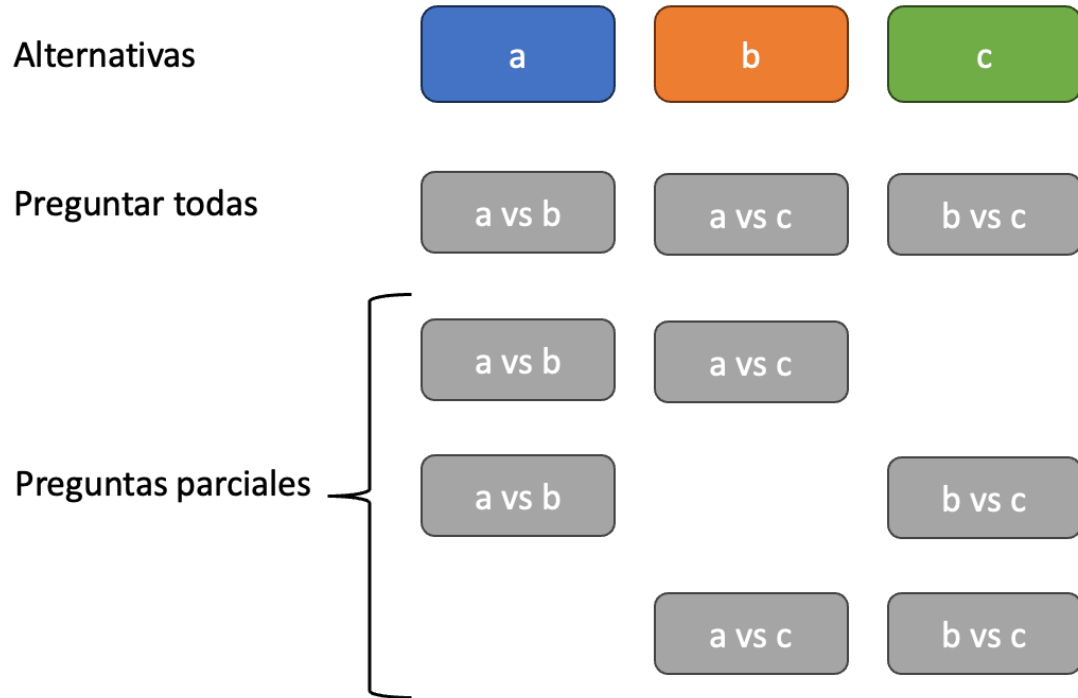
Modelo	Accuracy		Precision		Recall		F1	
	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
<b>Copeland</b>	63,1	63,2	62,4	62,8	61,1	61,3	61,8	62,0
<b>Borda</b>	63,1	63,2	62,4	62,8	61,1	61,3	61,8	62,0
<b>Eigenvector</b>	61,1	61,2	62,1	62,4	52,0	52,1	56,6	56,8
<b>Trueskill</b>	63,1	63,2	62,2	62,6	61,8	61,8	62,0	62,2

Fuente: Elaboración propia a partir de .

### **Determinantes de la manipulación del *ranking* global**

Para analizar los factores que influyen en la manipulación del *ranking* global, se realiza un experimento con cada tríada posible de propuestas. Cabe mencionar que, para cada tríada de alternativas  $\{a, b, c\}$ , existen tres preguntas posibles:  $a$  vs  $b$ ,  $a$  vs  $c$ , y  $b$  vs  $c$ . Si el objetivo es analizar si existen cambios en los resultados al realizar diferentes combinaciones de las posibles preguntas, se debe filtrar el conjunto de datos para aquellos individuos que respondieron las tres preguntas posibles. De este modo, el conjunto de datos con el que se trabaja en cada experimento, es menor al total. Tal como se observa en la Ilustración 1, existe la opción de realizar las tres preguntas, o realizar preguntas parciales, es decir, solamente dos de las tres posibles. Dado que estas preguntas parciales incluyen, de todos modos, las tres alternativas analizadas, es posible conformar un *ranking* a partir de estas.

**Ilustración 1. Ejemplo de alternativas, pregunta completa y preguntas parciales para cada tríada de propuestas**



El procedimiento para analizar la presencia de manipulación según las preguntas realizadas es el siguiente:

1. Se filtra el conjunto de datos seleccionando aquellos individuos que hayan respondido las tres preguntas posibles.
2. Se obtiene el *ranking* con las tres preguntas.
3. Se obtiene el *ranking* para cada una de las preguntas parciales.
4. Se comparan los ranking obtenidos en los pasos 2 y 3, evaluando si los resultados obtenidos son los mismos siempre o no.

Con esto, se obtiene la variable a predecir. El número de resultados diferentes puede variar, sin embargo, para facilitar el análisis, se recodificó la variable en dos categorías: al menos una diferente y todas iguales. De este modo, el hecho de que los resultados sean iguales, se considera como ausencia de manipulación, ya que independiente de las preguntas que se realicen, el resultado obtenido siempre es el mismo.

Como se detallará más adelante, la categoría que denota ausencia de manipulación del *ranking* es minoritaria, lo que puede traer problemas al momento de intentar predecir su comportamiento. Para subsanar este problema, se utiliza el algoritmo SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique), el cual selecciona ejemplos que están cercanos en el espacio, dibuja una línea entre los ejemplos y obtiene una nueva muestra en un punto a lo largo de esa línea (Chawla, Bowyer, Hall, & Kegelmeyer, 2002). Esto crea nuevos

ejemplos de casos en la clase minoritaria, mediante datos sintéticos, lo que entrega más información al modelo.

Por otra parte, como variables predictoras, se consideran la popularidad promedio de las alternativas, la diversidad de las alternativas, divisividad, ideología política y algoritmo de agregación de preferencias.

Respecto a la popularidad promedio de las alternativas, se mide a partir de la media del puntaje obtenido por cada propuesta en el *ranking* global. De este modo, un promedio más alto, indica que las alternativas analizadas son más populares.

En cuanto a la diversidad de las alternativas, esta se mide mediante la desviación estándar del puntaje de cada propuesta en el *ranking* global. Por ende, a mayor puntaje, las propuestas son más diversas entre sí, ya que están más lejanas en el *ranking*.

La divisividad se entiende como qué tanto una población está en desacuerdo de que una alternativa es la mejor opción. Esta se mide a partir de la siguiente fórmula:

$$D_i = \frac{1}{N-1} \sum_{a \neq b} \sqrt{(S_a(P_a > P_b) - S_a(P_a < P_b))^2}$$

Donde  $P_a > P_b$  representa la subpoblación que prefiere la alternativa  $a$  en el par  $\{a, b\}$  y  $N$  es el número total de propuestas. Asimismo,  $S_a$  corresponde al puntaje de la alternativa  $a$ , bajo un determinado algoritmo de agregación de preferencias (Navarrete, y otros, 2023).

Dado que cada algoritmo de agregación de preferencias tiene su propia escala de puntaje, los valores posibles que pueden tomar las variables popularidad, diversidad y divisividad no son comparables entre los algoritmos. Para subsanar este problema, se transformaron estos valores a puntaje  $z$ , utilizando la siguiente fórmula:

$$z = \frac{x - \bar{x}}{s}$$

En cuanto a la ideología política, esta corresponde a una autoclasificación de quien responde, tomando valores de 0 (izquierda) a 10 (derecha). Para facilitar el análisis, esta variable fue recodificada en dos categorías: 0 a 4, izquierda; y 6 a 10, derecha. El valor 5 fue excluido del análisis, ya que corresponde al centro político y no entrega información clara para clasificar a los informantes.

Por último, el algoritmo de agregación de preferencias corresponde a los cuatro explicados anteriormente: Copeland, Borda, Eigenvector y Trueskill.

El análisis se realiza mediante modelos de regresión logística, donde la categoría de interés es “todos los resultados iguales”, es decir, ausencia de manipulación de resultados. En primer lugar, se calculan modelos de regresión para cada algoritmo por separado, con las variables popularidad, diversidad e ideología política como predictoras, además de interacciones entre estas. Luego, para evaluar el posible efecto de los algoritmos en la manipulación, se calculan nuevos modelos de regresión logística donde, además de las

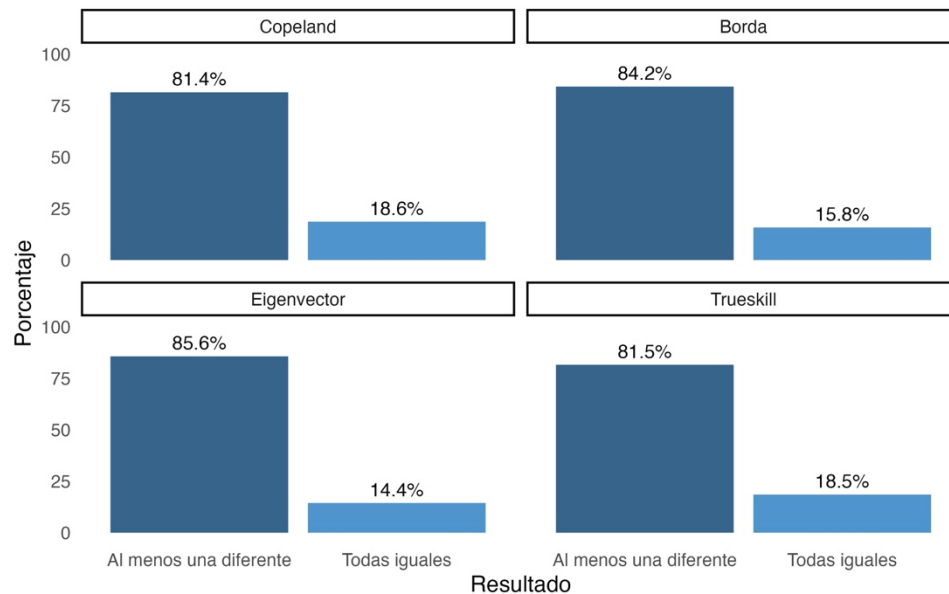
variables mencionadas anteriormente, se incluye una nueva correspondiente al algoritmo utilizado.

## 5. Resultados

### Análisis descriptivo

En la Figura 1 se observa la distribución de la variable de interés para los datos de Chile, correspondiente a la comparación del resultado del *ranking*. En los algoritmos Copeland y Trueskill, la categoría con todos los resultados iguales supera levemente el 18%, mientras que en Borda y Eigenvector alcanza 15,8% y 14,4%, respectivamente.

Figura 1. Distribución de la comparación del resultado del ranking, según algoritmo (datos de Chile)

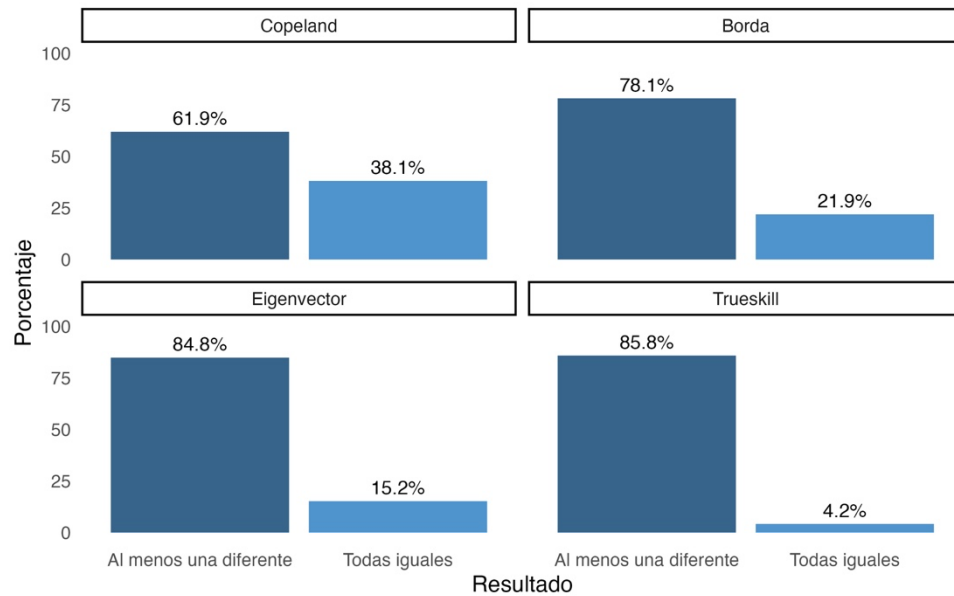


Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

Por otra parte, en los datos de Brasil (Figura 2) el algoritmo Copeland, en comparación a los demás, tiene claramente un mayor porcentaje de casos cuyos resultados son todos iguales, llegando a 38,1%. Le siguen los algoritmos Borda (21,9%), Eigenvector (15,2%) y, por último, Trueskill (4,2%).

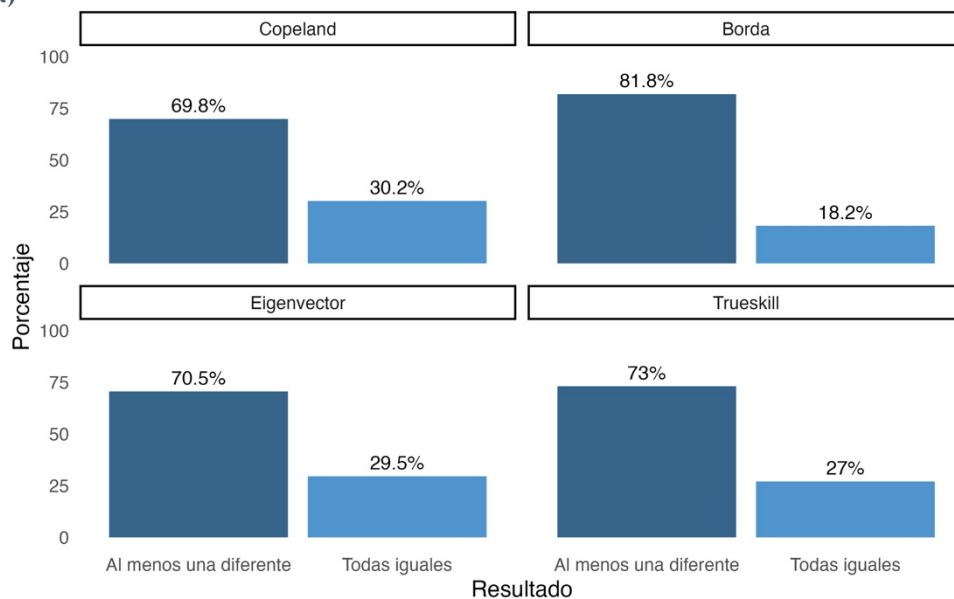
En el caso de Francia (Figura 3), también el algoritmo Copeland tiene un mayor porcentaje en que todos los resultados son iguales. Sin embargo, la diferencia con los resultados de los otros algoritmos no es tan marcada, ya que en ninguno de los casos es menor a 18%.

**Figura 2. Distribución de la comparación del resultado del ranking, según algoritmo (datos de Brasil)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

**Figura 3. Distribución de la comparación del resultado del ranking, según algoritmo (datos de Francia)**

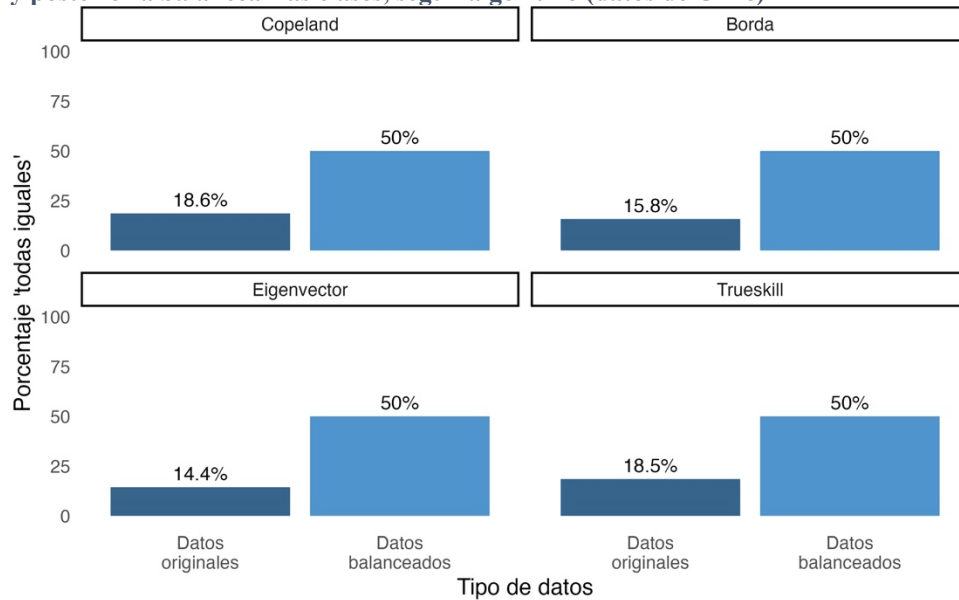


Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

Lo anterior permite identificar un potencial problema de categorías desbalanceadas, especialmente en el caso de Chile. Para paliar esto, se aplicó la técnica de SMOTE, dando como resultado que la categoría minoritaria “todas iguales” corresponda al 50% de los

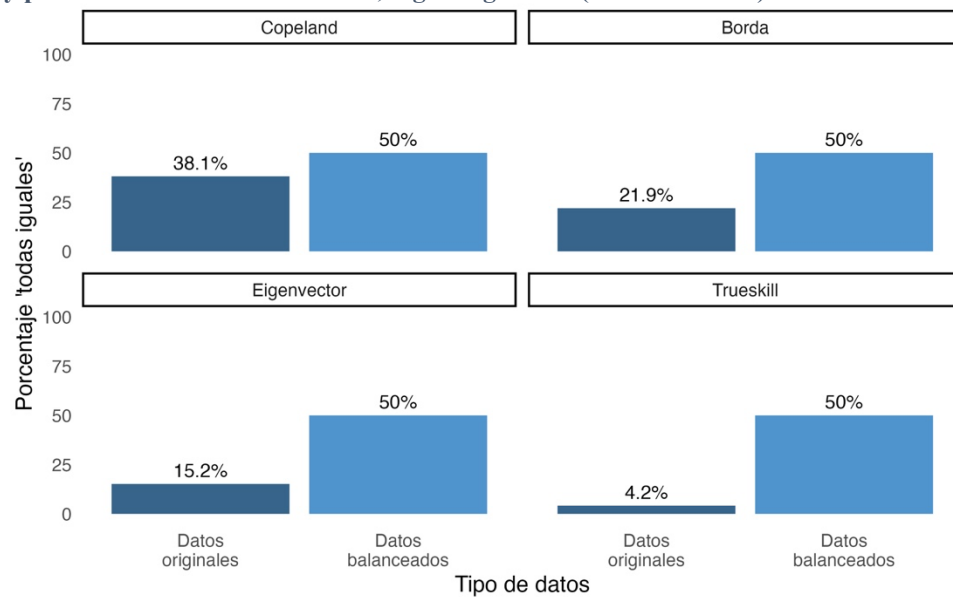
casos. En la Figura 4, Figura 5 y Figura 6 se observa la comparación del porcentaje de dicha categoría, previo y posterior a balancear las clases.

**Figura 4. Porcentaje de la categoría “todas iguales” de la comparación del resultado del ranking, previo y posterior a balancear las clases, según algoritmo (datos de Chile)**



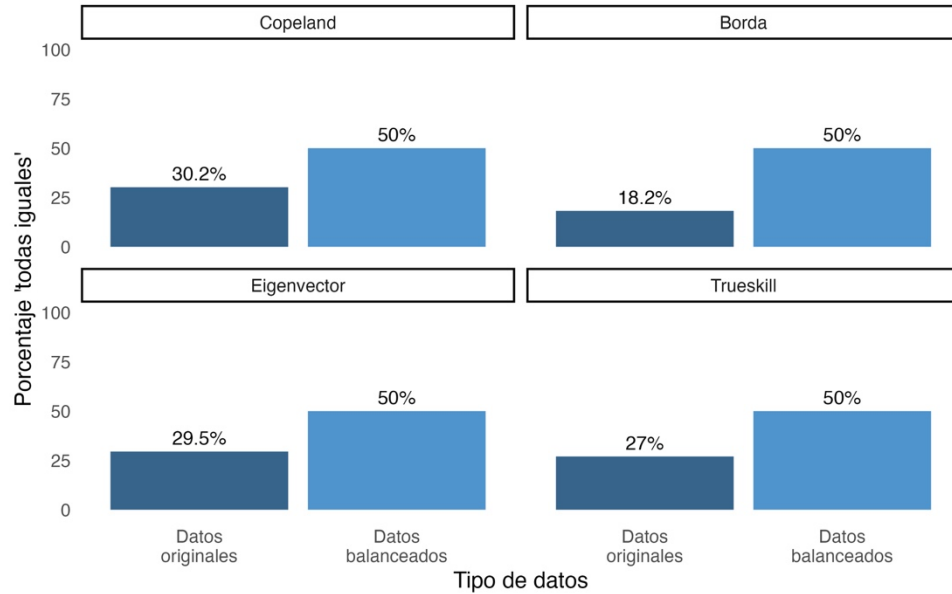
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

**Figura 5. Porcentaje de la categoría “todas iguales” de la comparación del resultado del ranking, previo y posterior a balancear las clases, según algoritmo (datos de Brasil)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Opencracia Brasil.

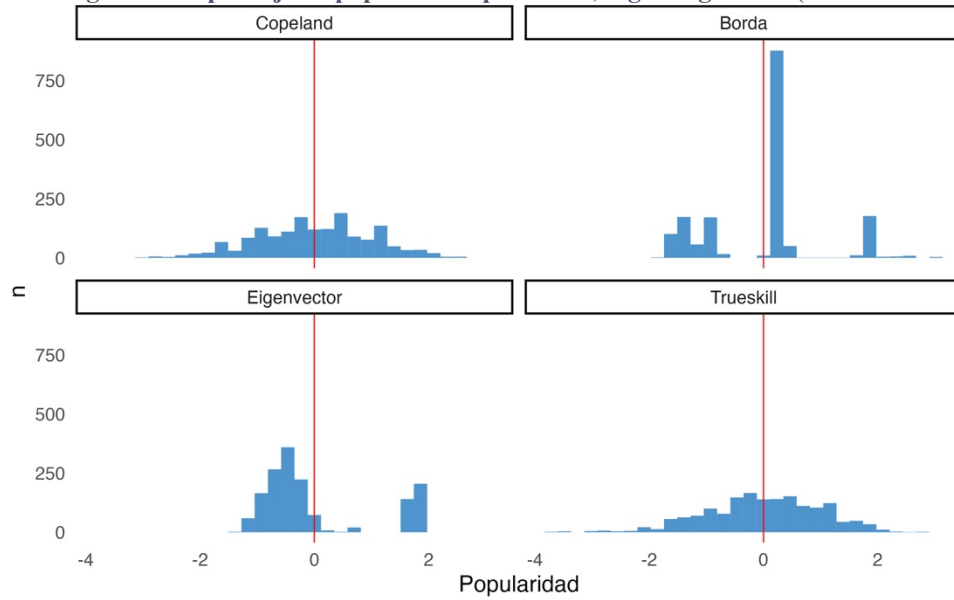
**Figura 6. Porcentaje de la categoría “todas iguales” de la comparación del resultado del ranking, previo y posterior a balancear las clases, según algoritmo (datos de Francia)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

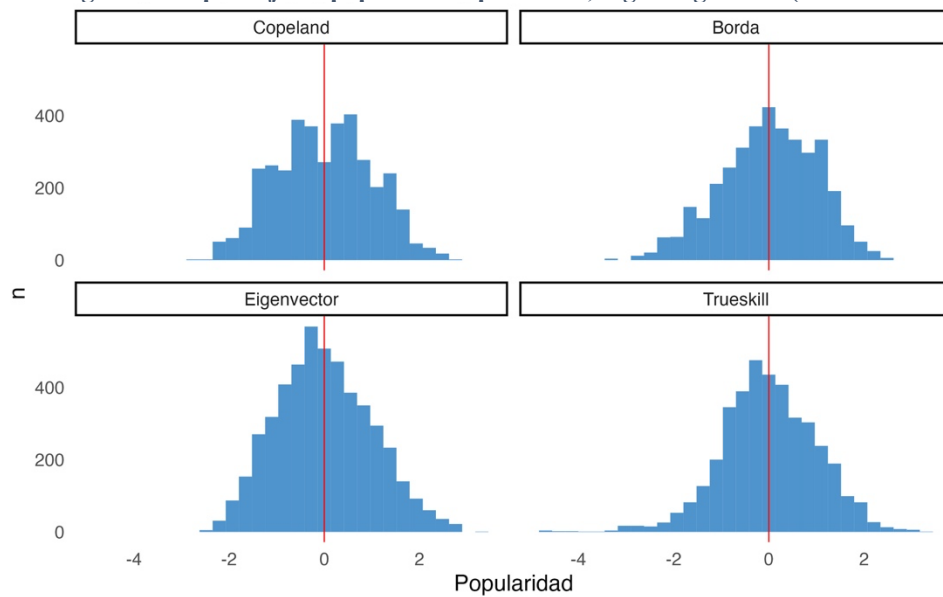
En la Figura 7 se observa que, para los datos de Chile, la distribución del puntaje promedio de popularidad sigue una distribución similar a la normal en los algoritmos Copeland y Trueskill, mientras que los algoritmos Borda y Eigenvector la distribución presenta más de una moda. Por otra parte, tal como se aprecia en la Figura 8 y la Figura 9, para los datos de Brasil y Francia, respectivamente, todos los algoritmos tienen claramente una distribución normal.

**Figura 7. Histograma del puntaje de popularidad promedio, según algoritmo (datos de Chile)**



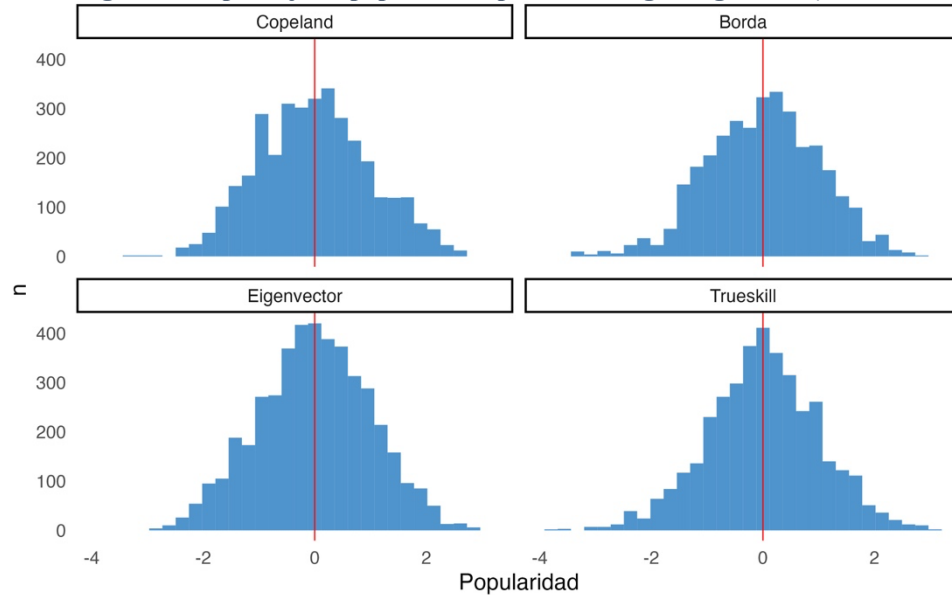
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

**Figura 8. Histograma del puntaje de popularidad promedio, según algoritmo (datos de Brasil)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openbracia Brasil.

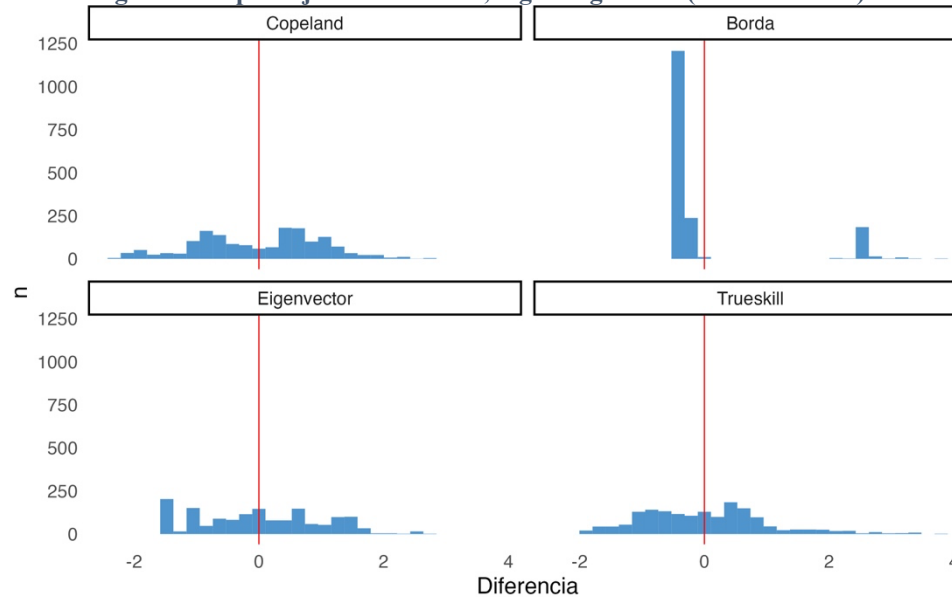
**Figura 9. Histograma del puntaje de popularidad promedio, según algoritmo (datos de Francia)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openrancia Francia.

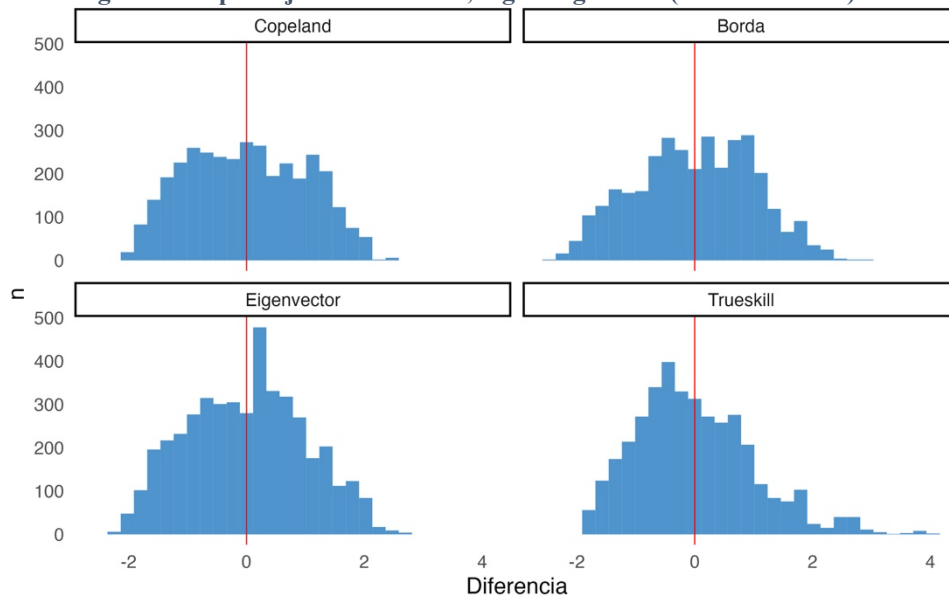
En cuanto a la distribución de la variable diversidad, los datos de Chile (Figura 10) son mucho más dispersos en comparación a Brasil (Figura 11) y, especialmente, Francia (Figura 12). En este último, los datos tienen una clara distribución normal, para todos los algoritmos, mientras que en Brasil, si bien no es así, están más concentrados en torno a la media que en Chile.

**Figura 10. Histograma del puntaje de diversidad, según algoritmo (datos de Chile)**



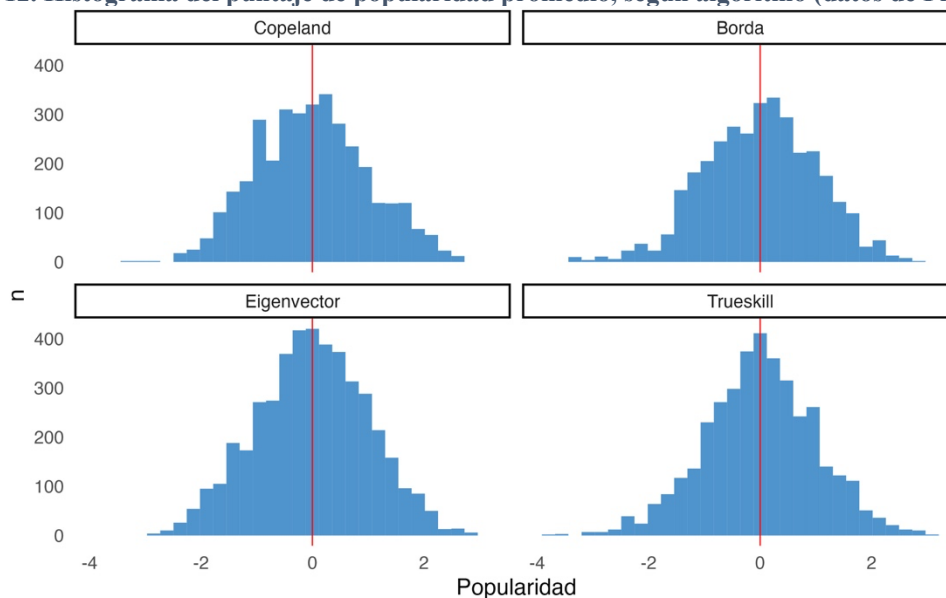
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

**Figura 11. Histograma del puntaje de diversidad, según algoritmo (datos de Brasil)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

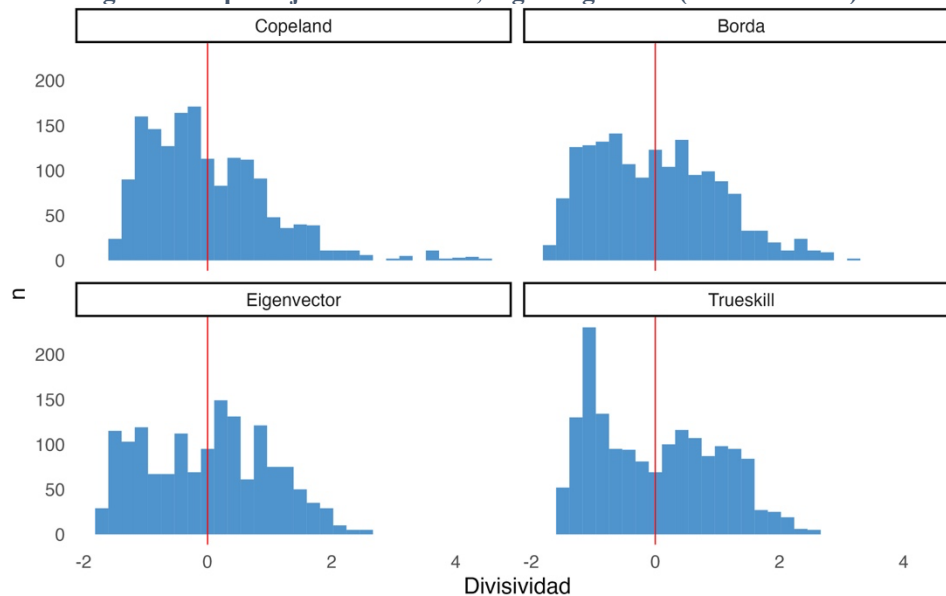
**Figura 12. Histograma del puntaje de popularidad promedio, según algoritmo (datos de Francia)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

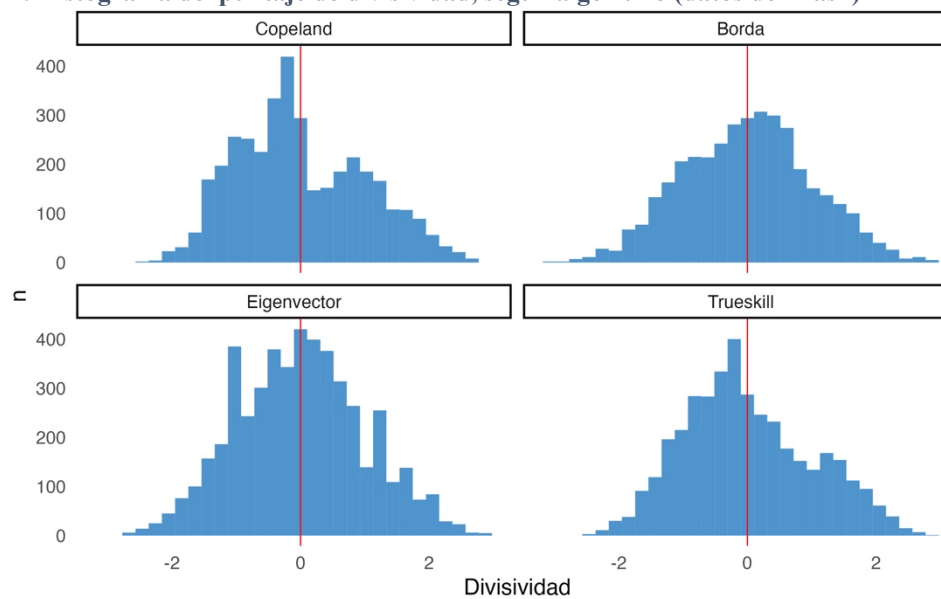
Por otra parte, respecto al promedio de divisividad, los datos de Chile están levemente concentrados en valores más bajos, en todos los algoritmos. En cambio, si bien en Brasil y Francia la distribución no es claramente normal, sí se asemeja mucho más a una.

Figura 13. Histograma del puntaje de divisividad, según algoritmo (datos de Chile)



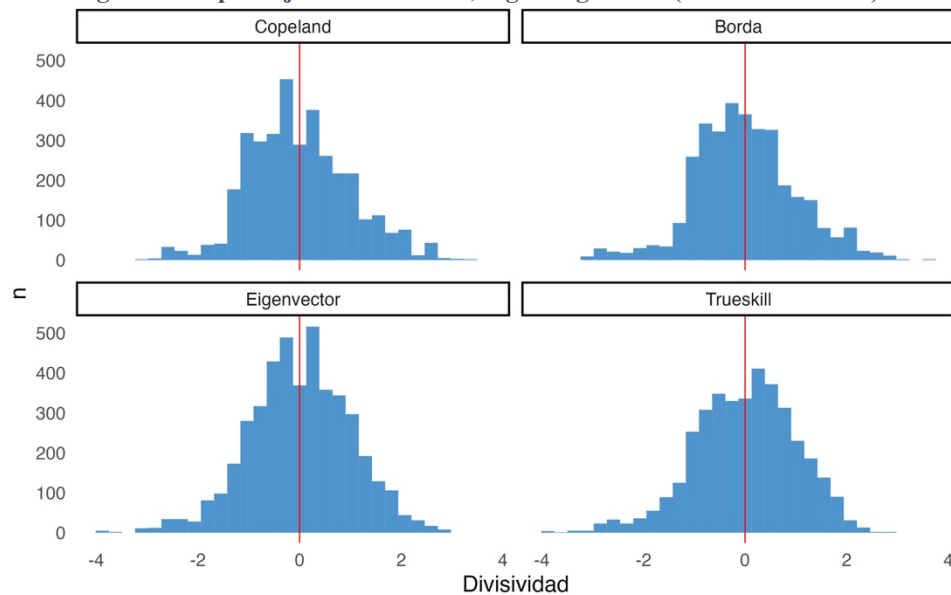
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

Figura 14. Histograma del puntaje de divisividad, según algoritmo (datos de Brasil)



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openbracia Brasil.

**Figura 15. Histograma del puntaje de divisividad, según algoritmo (datos de Francia)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openrancia Francia.

### **Determinantes de la manipulación del ranking global**

A continuación, se presentan los resultados de los modelos de regresión logística, para cada algoritmo y país analizado. Para facilitar la interpretación, los coeficientes se presentan en *odds ratio*, por lo que los valores mayores a 1 implican un efecto positivo, mientras que los menores a 1 corresponden a un efecto negativo. Dado que la categoría de interés es “todos los resultados iguales”, un coeficiente mayor a 1 implica que un aumento en la variable en cuestión aumenta las probabilidades de no manipular los resultados, mientras que un valor menor a 1 significa que una disminución en el valor de la variable analizada disminuye la probabilidad de no manipular los resultados.

Como se observa en la Tabla 2, para los datos de Chile utilizando el algoritmo Copeland, las variables más relevantes son la diversidad y la ideología política. En el caso de la primera, el coeficiente indica que, mientras más diversas son las opciones entre sí, aumenta la probabilidad de no manipular los resultados. Por otro lado, las personas de izquierda tienen una menor probabilidad de que los resultados no sean manipulados.

**Tabla 2. Resultados modelos de regresión logística para el algoritmo Copeland (datos de Chile)**

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6	Modelo 7	Modelo 8
Intercepto	1,22 ** (0,07)	1,23 ** (0,07)	1,22 ** (0,07)	1,22 ** (0,07)	1,22 ** (0,08)	1,24 ** (0,07)	1,22 ** (0,07)	1,18 * (0,08)
Popularidad	0,97 (0,07)	0,97 (0,07)	0,97 (0,07)	0,89 (0,08)	0,97 (0,07)	0,98 (0,07)	0,97 (0,07)	0,76 * (0,11)
Diversidad	1,16 ** (0,05)	1,18 ** (0,06)	1,26 ** (0,07)	1,16 ** (0,05)	1,15 ** (0,06)	1,18 ** (0,06)	1,15 ** (0,05)	1,40 *** (0,08)
Divisividad	0,92 (0,07)	0,95 (0,07)	0,92 (0,07)	0,92 (0,07)	0,93 (0,08)	0,93 (0,07)	1,00 (0,09)	1,27 * (0,11)
Ideología política (Izquierda)	0,67 *** (0,10)	0,67 *** (0,10)	0,66 *** (0,10)	0,67 *** (0,10)	0,67 *** (0,10)	0,67 *** (0,10)	0,67 *** (0,10)	0,67 *** (0,10)
Popularidad*Diversidad		1,07 (0,05)						1,10 (0,07)
Diversidad*política			0,83 (0,10)					0,73 ** (0,11)
Popularidad*política				1,19 (0,10)				1,70 *** (0,14)
Popularidad*divisividad					1,00 (0,05)			1,05 (0,07)
Diversidad*Divisividad						1,05 (0,05)		1,00 (0,08)
Divisividad *política							0,86 (0,10)	0,55 *** (0,14)
N	1.654	1.654	1.654	1.654	1.654	1.654	1.654	1.654
AIC	2.269,77	2.270,03	2.268,56	2.268,83	2.271,76	2.270,85	2.269,56	2.255,87
BIC	2.296,82	2.302,50	2.301,03	2.301,30	2.304,23	2.303,32	2.302,03	2.315,39
Pseudo R2	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,05

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05.

Coefficientes expresados en odds ratio.

Errores estándar entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

En la Tabla 3 se presentan los resultados del modelo de regresión logística con datos de Brasil, para el algoritmo Copeland. Al igual que en Chile, las personas de izquierda tienen una menor probabilidad de que los resultados no sean manipulados. Sin embargo, la diversidad en este caso tiene un efecto negativo, es decir, a medida que disminuye la diversidad entre las opciones, aumenta la probabilidad de que los datos no sean manipulados. Asimismo, a diferencia de Chile en este caso sí se encuentra un efecto de la

popularidad, cuyo coeficiente indica que, mientras menos populares sean las opciones, mayor es la probabilidad de que los datos no sean manipulados.

**Tabla 3. Resultados modelos de regresión logística para el algoritmo Copeland (datos de Brasil)**

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6	Modelo 7	Modelo 8
Intercepto	2,26 *** (0,04)	2,22 *** (0,05)	2,26 *** (0,04)	2,26 *** (0,04)	2,21 *** (0,05)	2,33 *** (0,04)	2,26 *** (0,04)	2,50 *** (0,07)
Popularidad	0,84 * (0,07)	0,85 * (0,07)	0,84 * (0,07)	0,86 * (0,08)	0,84 * (0,08)	0,85 * (0,07)	0,84 * (0,08)	0,81 ** (0,08)
Diversidad	0,85 ** (0,05)	0,85 ** (0,05)	0,86 ** (0,05)	0,85 ** (0,05)	0,86 ** (0,06)	0,85 ** (0,05)	0,86 ** (0,05)	0,87 * (0,06)
Divisividad	1,09 (0,07)	1,11 (0,07)	1,09 (0,07)	1,10 (0,07)	1,10 (0,07)	1,15 (0,07)	1,15 (0,07)	1,26 ** (0,08)
Ideología política (Izquierda)	0,02 *** (0,15)	0,02 *** (0,15)	0,02 *** (0,16)	0,02 *** (0,16)	0,02 *** (0,15)	0,02 *** (0,15)	0,02 *** (0,18)	0,02 *** (0,19)
Popularidad*Diversidad		1,07 (0,05)						0,93 (0,06)
Diversidad*política			0,85 (0,15)					0,63 * (0,20)
Popularidad*política				0,75 (0,15)				2,17 ** (0,29)
Popularidad*divisividad					1,04 (0,04)			0,94 (0,05)
Diversidad*Divisividad						1,20 *** (0,05)		1,26 *** (0,07)
Divisividad *política							0,53 *** (0,17)	0,30 *** (0,30)
N	3.738	3.738	3.738	3.738	3.738	3.738	3.738	3.738
AIC	3.611,17	3.611,13	3.611,99	3.609,56	3.612,41	3.599,52	3.598,18	3.586,46
BIC	3.642,30	3.648,48	3.649,35	3.646,92	3.649,77	3.636,88	3.635,54	3.654,95
Pseudo R2	0,46	0,46	0,46	0,46	0,46	0,46	0,46	0,47

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05.

Coefficientes expresados en odds ratio.

Errores estándar entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

Por otra parte, como se observa en la Tabla 4 el caso de Francia también presenta sus particularidades. Al igual que en los datos de Brasil, la popularidad tendría un efecto negativo sobre la probabilidad de no manipular los resultados. En cambio, el efecto de la diversidad es positivo, por lo que se asemeja más a Chile. Un aspecto que diferencia a Francia de los otros países, es el efecto de la divisividad, cuyo coeficiente indica que,

mientras más divisiva es una propuesta, mayor es la probabilidad de que no sea manipulada. Por último, lo que sí es consistente entre los tres países, es el hecho de que las personas de izquierda tienen una mayor tendencia a que sus resultados sean manipulados.

**Tabla 4. Resultados modelos de regresión logística para el algoritmo Copeland (datos de Francia)**

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6	Modelo 7	Modelo 8
Intercepto	1,22 *** (0,05)	1,20 *** (0,05)	1,22 *** (0,05)	1,22 *** (0,05)	1,19 *** (0,05)	1,23 *** (0,05)	1,22 *** (0,05)	1,12 * (0,05)
Popularidad	0,59 *** (0,06)	0,58 *** (0,06)	0,59 *** (0,06)	0,60 *** (0,07)	0,60 *** (0,06)	0,60 *** (0,06)	0,59 *** (0,06)	0,70 *** (0,08)
Diversidad	1,11 ** (0,04)	1,11 ** (0,04)	1,04 (0,05)	1,11 ** (0,04)	1,12 ** (0,04)	1,11 ** (0,04)	1,11 ** (0,04)	1,09 (0,05)
Divisividad	1,78 *** (0,06)	1,78 *** (0,06)	1,78 *** (0,06)	1,78 *** (0,06)	1,76 *** (0,06)	1,78 *** (0,06)	1,65 *** (0,06)	1,41 *** (0,07)
Ideología política (Izquierda)	0,63 *** (0,07)	0,63 *** (0,07)	0,62 *** (0,07)	0,63 *** (0,07)	0,63 *** (0,07)	0,63 *** (0,07)	0,63 *** (0,07)	0,62 *** (0,07)
Popularidad*Diversidad		0,94 (0,04)						0,80 *** (0,06)
Diversidad*política			1,15 * (0,07)					1,08 (0,08)
Popularidad*política				0,97 (0,07)				0,68 ** (0,12)
Popularidad*divisividad					1,04 (0,03)			1,05 (0,03)
Diversidad*Divisividad						1,05 (0,04)		1,24 *** (0,06)
Divisividad*política							1,19 * (0,07)	1,63 *** (0,12)
N	3.498	3.498	3.498	3.498	3.498	3.498	3.498	3.498
AIC	4.668,53	4.667,88	4.666,54	4.670,33	4.669,00	4.668,67	4.664,29	4.639,92
BIC	4.699,33	4.704,84	4.703,50	4.707,29	4.705,96	4.705,63	4.701,25	4.707,68
Pseudo R2	0,07	0,07	0,07	0,07	0,07	0,07	0,07	0,09

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05.

Coefficientes expresados en odds ratio.

Errores estándar entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

A continuación, se presentan los resultados para el algoritmo Borda. Para Chile (Tabla 5), la única variable para la cual el coeficiente es significativo es la ideología política, la que al igual que en el algoritmo Copeland, indica que las personas de izquierda son más

propensas a que sus resultados sean manipulados. En el caso de Brasil se observan los mismos resultados (Tabla 6).

**Tabla 5. Resultados modelos de regresión logística para el algoritmo Borda (datos de Chile)**

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6	Modelo 7	Modelo 8
Intercepto	1,39 *** (0,07)	2,11 *** (0,14)	1,38 *** (0,07)	1,39 *** (0,07)	1,42 *** (0,09)	1,46 *** (0,08)	1,39 *** (0,07)	2,10 *** (0,14)
Popularidad	1,12 (0,10)	0,91 (0,12)	1,13 (0,10)	1,28 * (0,11)	1,09 (0,13)	1,09 (0,10)	1,12 (0,10)	1,26 (0,19)
Diversidad	0,94 (0,07)	2,68 ** (0,31)	1,14 (0,08)	0,93 (0,07)	0,97 (0,12)	1,06 (0,12)	0,94 (0,07)	4,60 *** (0,34)
Divisividad	0,86 (0,09)	0,9 (0,09)	0,85 (0,09)	0,85 (0,09)	0,87 (0,09)	0,87 (0,09)	0,91 (0,10)	0,69 ** (0,13)
Ideología política (Izquierda)	0,46 *** (0,10)	0,46 *** (0,10)	0,44 *** (0,10)	0,46 *** (0,10)	0,46 *** (0,10)	0,46 *** (0,10)	0,46 *** (0,10)	0,44 *** (0,11)
Popularidad*Diversidad		0,56 *** (0,17)						0,39 *** (0,22)
Diversidad*política			0,55 *** (0,13)					0,50 *** (0,17)
Popularidad*política				0,74 ** (0,10)				0,92 (0,21)
Popularidad*divisividad					0,98 (0,07)			1,49 ** (0,14)
Diversidad*Divisividad						0,92 (0,07)		0,86 (0,12)
Divisividad *política							0,87 (0,10)	1,26 (0,18)
N	1.672	1.672	1.672	1.672	1.672	1.672	1.672	1.672
AIC	2.263,06	2.250,12	2.238,29	2.256,77	2.264,95	2.263,42	2.263,31	2.220,56
BIC	2.290,17	2.282,65	2.270,82	2.289,30	2.297,48	2.295,95	2.295,84	2.280,20
Pseudo R2	0,05	0,06	0,07	0,06	0,05	0,05	0,05	0,09

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05.

Coefficientes expresados en odds ratio.

Errores estándar entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

**Tabla 6. Resultados modelos de regresión logística para el algoritmo Borda (datos de Brasil)**

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6	Modelo 7	Modelo 8
Intercepto	2,15 *** (0,04)	2,09 *** (0,04)	2,15 *** (0,04)	2,15 *** (0,04)	2,10 *** (0,05)	2,07 *** (0,05)	2,15 *** (0,04)	2,12 *** (0,05)
Popularidad	1,00 (0,06)	1,02 (0,06)	1,01 (0,06)	0,99 (0,06)	1,01 (0,06)	1,01 (0,06)	1,00 (0,06)	1,10 (0,07)
Diversidad	0,97 (0,04)	0,97 (0,04)	0,88 ** (0,05)	0,97 (0,04)	0,97 (0,04)	0,96 (0,04)	0,97 (0,04)	0,90 * (0,05)
Divisividad	1,03 (0,06)	1,02 (0,06)	1,04 (0,06)	1,03 (0,06)	1,03 (0,06)	1,03 (0,06)	0,97 (0,07)	0,93 (0,07)
Ideología política (Izquierda)	0,05 *** (0,11)	0,05 *** (0,11)	0,04 *** (0,12)	0,05 *** (0,11)	0,05 *** (0,11)	0,05 *** (0,11)	0,05 *** (0,11)	0,04 *** (0,12)
Popularidad*Diversidad		1,10 * (0,04)						1,12 (0,06)
Diversidad*política			1,81 *** (0,11)					1,69 *** (0,12)
Popularidad*política				1,06 (0,11)				0,59 ** (0,17)
Popularidad*divisividad					1,03 (0,03)			0,97 (0,04)
Diversidad*Divisividad						1,09 * (0,04)		1,00 (0,06)
Divisividad *política							1,46 *** (0,11)	1,72 ** (0,18)
N	3.694	3.694	3.694	3.694	3.694	3.694	3.694	3.694
AIC	3.907,81	3.903,52	3.878,94	3.909,52	3.909,12	3.904,57	3.897,70	3.871,19
BIC	3.938,88	3.940,81	3.916,23	3.946,81	3.946,41	3.941,86	3.934,99	3.939,55
Pseudo R2	0,38	0,38	0,38	0,38	0,38	0,38	0,38	0,39

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05.

Coefficientes expresados en odds ratio.

Errores estándar entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

Los resultados de Francia con el algoritmo Borda siguen la misma tendencia que los obtenidos con Copeland. Mientras la popularidad tiene un efecto negativo en la probabilidad de no ser manipulados, el efecto de la diversidad y divisividad sería positivo. Asimismo, nuevamente ser de izquierda disminuye la probabilidad de los resultados del ranking no sean manipulados. El detalle de los resultados se presenta en la Tabla 7.

**Tabla 7. Resultados modelos de regresión logística para el algoritmo Borda (datos de Francia)**

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6	Modelo 7	Modelo 8
Intercepto	1,19 *** (0,05)	1,25 *** (0,05)	1,19 *** (0,05)	1,19 *** (0,05)	1,24 *** (0,05)	1,21 *** (0,05)	1,19 *** (0,05)	1,29 *** (0,05)
Popularidad	0,62 *** (0,07)	0,66 *** (0,07)	0,62 *** (0,07)	0,60 *** (0,07)	0,60 *** (0,07)	0,66 *** (0,07)	0,62 *** (0,07)	0,71 *** (0,09)
Diversidad	1,42 *** (0,04)	1,41 *** (0,04)	1,28 *** (0,05)	1,42 *** (0,04)	1,40 *** (0,04)	1,42 *** (0,04)	1,42 *** (0,04)	1,25 *** (0,05)
Divisividad	1,56 *** (0,06)	1,56 *** (0,06)	1,56 *** (0,06)	1,56 *** (0,06)	1,59 *** (0,07)	1,51 *** (0,06)	1,44 *** (0,07)	1,34 *** (0,09)
Ideología política (Izquierda)	0,67 *** (0,07)	0,67 *** (0,07)	0,67 *** (0,07)	0,67 *** (0,07)	0,67 *** (0,07)	0,67 *** (0,07)	0,67 *** (0,07)	0,67 *** (0,07)
Popularidad*Diversidad		1,24 *** (0,04)						1,20 ** (0,07)
Diversidad*política			1,30 *** (0,08)					1,28 ** (0,08)
Popularidad*política				1,05 (0,07)				0,79 (0,14)
Popularidad*divisividad					0,95 (0,03)			0,95 * (0,03)
Diversidad*Divisividad						1,20 *** (0,04)		1,05 (0,06)
Divisividad*política							1,21 ** (0,07)	1,47 ** (0,13)
N	3376	3376	3376	3376	3376	3376	3376	3376
AIC	4.447,90	4.422,35	4.437,36	4.449,44	4.446,38	4.426,20	4.442,98	4.404,35
BIC	4.478,52	4.459,09	4.474,11	4.486,18	4.483,13	4.462,94	4.479,73	4.471,71
Pseudo R2	0,09	0,10	0,10	0,09	0,09	0,10	0,09	0,11

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05.

Coefficientes expresados en odds ratio.

Errores estándar entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

Con el algoritmo Eigenvector, los resultados de Chile presentan una diferencia respecto a los anteriores (Tabla 8). Específicamente, en la medida que aumenta la popularidad promedio de las opciones, disminuye la probabilidad de no manipular los resultados. Por otro lado, nuevamente se observa el efecto positivo de la diversidad que se mencionó anteriormente para Copeland, así como el efecto negativo de la ideología política de izquierda, sobre la probabilidad de no manipular los resultados.

**Tabla 8. Resultados modelos de regresión logística para el algoritmo Eigenvector (datos de Chile)**

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6	Modelo 7	Modelo 8
Intercepto	1,14 (0,08)	1,29 ** (0,10)	1,14 (0,08)	1,14 (0,08)	1,40 ** (0,11)	1,35 *** (0,09)	1,14 (0,08)	1,52 *** (0,11)
Popularidad	0,57 *** (0,09)	0,68 ** (0,12)	0,57 *** (0,09)	0,63 *** (0,11)	0,71 ** (0,12)	0,89 (0,14)	0,56 *** (0,09)	0,86 (0,18)
Diversidad	1,25 *** (0,07)	1,27 *** (0,07)	1,21 * (0,09)	1,26 *** (0,07)	1,1 (0,08)	1,42 *** (0,07)	1,26 *** (0,07)	1,33 * (0,12)
Divisividad	1,06 (0,08)	1,03 (0,08)	1,06 (0,08)	1,06 (0,08)	1,22 * (0,09)	1,18 * (0,08)	0,84 (0,10)	0,91 (0,14)
Ideología política (Izquierda)	0,72 ** (0,11)	0,72 ** (0,11)	0,72 ** (0,11)	0,70 ** (0,11)	0,72 ** (0,11)	0,72 ** (0,11)	0,69 *** (0,11)	0,69 *** (0,11)
Popularidad*Diversidad		1,25 * (0,10)						1,05 (0,12)
Diversidad*política			1,06 (0,11)					0,97 (0,14)
Popularidad*política				0,83 (0,12)				1,21 (0,19)
Popularidad*divisividad					1,35 ** (0,11)			1,17 (0,14)
Diversidad*Divisividad						0,66 *** (0,10)		0,70 *** (0,11)
Divisividad *política							1,58 *** (0,12)	1,80 *** (0,16)
N	1.522	1.522	1.522	1.522	1.522	1.522	1.522	1.522
AIC	1.929,21	1.925,64	1.930,96	1.928,93	1.923,75	1.913,08	1.915,45	1.903,35
BIC	1.955,85	1.957,61	1.962,93	1.960,90	1.955,72	1.945,05	1.947,42	1.961,96
Pseudo R2	0,05	0,06	0,07	0,06	0,05	0,05	0,05	0,09

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05.

Coefficientes expresados en odds ratio.

Errores estándar entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

Los resultados de Brasil y Francia con el algoritmo Eigenvector (Tabla 9 y Tabla 10, respectivamente), a diferencia de Chile, no muestran un efecto negativo de la popularidad sobre la probabilidad de no manipulación. Sin embargo, en estos países se observa que, a mayor divisividad, menor es la probabilidad de que los resultados no se manipulen. Asimismo, solamente en el caso de Brasil, se aprecia un efecto negativo de la diversidad. Otro aspecto importante a destacar es que, en concordancia con los resultados anteriores

tanto para Brasil y Francia como para Chile, las personas de izquierda tienen una menor probabilidad de que los resultados del *ranking* no sean manipulados.

**Tabla 9. Resultados modelos de regresión logística para el algoritmo Eigenvector (datos de Brasil)**

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6	Modelo 7	Modelo 8
Intercepto	3,65 *** (0,05)	3,74 *** (0,05)	3,51 *** (0,05)	3,65 *** (0,05)	3,68 *** (0,05)	3,64 *** (0,05)	3,65 *** (0,05)	3,75 *** (0,05)
Popularidad	1,04 (0,04)	1,03 (0,04)	1,05 (0,04)	1,29 *** (0,05)	1,05 (0,04)	1,04 (0,04)	1,04 (0,04)	1,05 (0,06)
Diversidad	0,78 *** (0,04)	0,79 *** (0,04)	1,14 * (0,05)	0,77 *** (0,04)	0,78 *** (0,04)	0,77 *** (0,04)	0,78 *** (0,04)	1,15 * (0,06)
Divisividad	0,91 * (0,04)	0,91 ** (0,04)	0,89 ** (0,04)	0,91 * (0,04)	0,91 * (0,04)	0,91 ** (0,04)	0,86 ** (0,05)	0,87 ** (0,05)
Ideología política (Izquierda)	0,07 *** (0,07)	0,07 *** (0,07)	0,06 *** (0,08)	0,07 *** (0,07)	0,07 *** (0,07)	0,07 *** (0,07)	0,07 *** (0,07)	0,06 *** (0,08)
Popularidad*Diversidad		0,94 (0,05)						0,86 ** (0,05)
Diversidad*política			0,38 *** (0,08)					0,40 *** (0,09)
Popularidad*política				0,64 *** (0,07)				0,86 (0,08)
Popularidad*divisividad					1,03 (0,04)			1,04 (0,04)
Diversidad*Divisividad						0,91 * (0,04)		0,86 *** (0,05)
Divisividad *política							1,14 (0,07)	0,95 (0,08)
N	4.894	4.894	4.894	4.894	4.894	4.894	4.894	4.894
AIC	5.076,68	5.076,79	4.926,60	5.040,93	5.078,10	5.072,85	5.075,26	4.917,53
BIC	5.109,16	5.115,76	4.965,57	5.079,91	5.117,07	5.111,82	5.114,23	4.988,98
Pseudo R2	0,39	0,40	0,42	0,40	0,39	0,40	0,40	0,43

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05.

Coefficientes expresados en odds ratio.

Errores estándar entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

**Tabla 10. Resultados modelos de regresión logística para el algoritmo Eigenvector (datos de Francia)**

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6	Modelo 7	Modelo 8
Intercepto	2,12 *** (0,04)	2,14 *** (0,04)	2,12 *** (0,04)	2,12 *** (0,04)	2,16 *** (0,04)	2,15 *** (0,04)	2,09 *** (0,04)	2,28 *** (0,05)
Popularidad	0,95 (0,04)	0,95 (0,04)	0,95 (0,04)	0,85 *** (0,05)	0,95 (0,04)	0,95 (0,04)	0,96 (0,04)	0,89 * (0,05)
Diversidad	1,06 (0,03)	1,06 (0,03)	0,94 (0,04)	1,06 (0,03)	1,06 (0,03)	1,07 * (0,03)	1,05 (0,03)	0,96 (0,04)
Divisividad	0,78 *** (0,04)	0,78 *** (0,04)	0,78 *** (0,04)	0,78 *** (0,04)	0,78 *** (0,04)	0,76 *** (0,04)	0,93 (0,04)	0,89 * (0,05)
Ideología política (Izquierda)	0,16 *** (0,07)	0,16 *** (0,07)	0,16 *** (0,07)	0,16 *** (0,07)	0,16 *** (0,07)	0,16 *** (0,07)	0,16 *** (0,07)	0,15 *** (0,07)
Popularidad*Diversidad		0,95 (0,04)						0,85 *** (0,04)
Diversidad*política			1,35 *** (0,07)					1,28 *** (0,07)
Popularidad*política				1,34 *** (0,07)				1,16 (0,08)
Popularidad*divisividad					1,05 (0,03)			1,13 *** (0,04)
Diversidad*Divisividad						0,84 *** (0,03)		0,80 *** (0,04)
Divisividad*política							0,64 *** (0,07)	0,66 *** (0,08)
N	4.404	4.404	4.404	4.404	4.404	4.404	4.404	4.404
AIC	5.307,02	5.307,43	5.289,73	5.290,38	5.306,99	5.282,07	5.268,25	5.213,81
BIC	5.338,97	5.345,77	5.328,07	5.328,72	5.345,33	5.320,42	5.306,59	5.284,10
Pseudo R2	0,22	0,22	0,23	0,23	0,22	0,23	0,23	0,25

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05.

Coefficientes expresados en odds ratio.

Errores estándar entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

El último algoritmo analizado es Trueskill, para el cual con los tres países se observa que, a mayor diversidad entre las opciones, mayor es la probabilidad de que todos los resultados sean iguales, es decir, no sean manipulados. En cuanto a la divisividad, solamente en Francia el coeficiente es significativo, y su valor indica que, mientras menor sea la divisividad, menos propensos son a la manipulación.

En este algoritmo se presenta una diferencia en el efecto de la ideología política en comparación a los anteriores, donde siempre la izquierda mostraba una mayor tendencia

a la manipulación. Con Trueskill, este efecto solamente se observa en Chile, mientras que en Francia ocurre lo contrario, y en Brasil el coeficiente no es significativo.

**Tabla 11. Resultados modelos de regresión logística para el algoritmo Trueskill (datos de Chile)**

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6	Modelo 7	Modelo 8
Intercepto	1,22 ** (0,07)	1,23 ** (0,07)	1,22 ** (0,07)	1,22 ** (0,07)	1,22 ** (0,08)	1,24 ** (0,07)	1,22 ** (0,07)	1,18 * (0,08)
Popularidad	0,97 (0,07)	0,97 (0,07)	0,97 (0,07)	0,89 (0,08)	0,97 (0,07)	0,98 (0,07)	0,97 (0,07)	0,76 * (0,11)
Diversidad	1,16 ** (0,05)	1,18 ** (0,06)	1,26 ** (0,07)	1,16 ** (0,05)	1,15 ** (0,06)	1,18 ** (0,06)	1,15 ** (0,05)	1,40 *** (0,08)
Divisividad	0,92 (0,07)	0,95 (0,07)	0,92 (0,07)	0,92 (0,07)	0,93 (0,08)	0,93 (0,07)	1,00 (0,09)	1,27 * (0,11)
Ideología política (Izquierda)	0,67 *** (0,10)	0,67 *** (0,10)	0,66 *** (0,10)	0,67 *** (0,10)	0,67 *** (0,10)	0,67 *** (0,10)	0,67 *** (0,10)	0,67 *** (0,10)
Popularidad*Diversidad		1,07 (0,05)						1,10 (0,07)
Diversidad*política			0,83 (0,10)					0,73 ** (0,11)
Popularidad*política				1,19 (0,10)				1,70 *** (0,14)
Popularidad*divisividad					1,00 (0,05)			1,05 (0,07)
Diversidad*Divisividad						1,05 (0,05)		1,00 (0,08)
Divisividad *política							0,86 (0,10)	0,55 *** (0,14)
N	1.654	1.654	1.654	1.654	1.654	1.654	1.654	1.654
AIC	2.269,77	2.270,03	2.268,56	2.268,83	2.271,76	2.270,85	2.269,56	2.255,87
BIC	2.296,82	2.302,50	2.301,03	2.301,30	2.304,23	2.303,32	2.302,03	2.315,39
Pseudo R2	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,05

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05.

Coefficientes expresados en odds ratio.

Errores estándar entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

**Tabla 12. Resultados modelos de regresión logística para el algoritmo Trueskill (datos de Brasil)**

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6	Modelo 7	Modelo 8
Intercepto	0,96 (0,06)	0,96 (0,06)	0,96 (0,05)	0,96 (0,06)	0,99 (0,06)	0,95 (0,06)	0,96 (0,06)	0,98 (0,06)
Popularidad	0,99 (0,05)	1,00 (0,07)	0,99 (0,05)	1,02 (0,07)	0,97 (0,05)	0,99 (0,05)	0,99 (0,05)	1,00 (0,10)
Diversidad	1,19 *** (0,04)	1,18 *** (0,04)	1,15 * (0,06)	1,19 *** (0,04)	1,18 *** (0,04)	1,19 *** (0,04)	1,19 *** (0,04)	1,15 * (0,06)
Divisividad	1,05 (0,06)	1,04 (0,07)	1,05 (0,06)	1,05 (0,06)	1,06 (0,06)	1,04 (0,06)	1,09 (0,07)	1,06 (0,10)
Ideología política (Izquierda)	1,06 (0,07)	1,06 (0,07)	1,06 (0,07)	1,06 (0,07)	1,07 (0,07)	1,06 (0,07)	1,06 (0,07)	1,07 (0,07)
Popularidad*Diversidad		0,99 (0,03)						0,99 (0,04)
Diversidad*política			1,05 (0,07)					1,03 (0,08)
Popularidad*política				0,95 (0,07)				0,99 (0,11)
Popularidad*divisividad					0,96 (0,03)			0,95 (0,03)
Diversidad*Divisividad						0,99 (0,04)		0,97 (0,05)
Divisividad *política							0,94 (0,07)	0,97 (0,12)
N	3.884	3.884	3.884	3.884	3.884	3.884	3.884	3.884
AIC	5.369,81	5.371,77	5.371,25	5.371,33	5.369,80	5.371,70	5.371,11	5.378,16
BIC	5.401,13	5.409,35	5.408,84	5.408,92	5.407,39	5.409,28	5.408,70	5.447,07
Pseudo R2	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05.

Coefficientes expresados en odds ratio.

Errores estándar entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

**Tabla 13. Resultados modelos de regresión logística para el algoritmo Trueskill (datos de Francia)**

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6	Modelo 7	Modelo 8
Intercepto	0,81 *** (0,05)	0,82 *** (0,05)	0,81 *** (0,05)	0,81 *** (0,05)	0,83 *** (0,05)	0,83 *** (0,05)	0,81 *** (0,05)	0,83 *** (0,06)
Popularidad	0,94 (0,06)	0,93 (0,06)	0,94 (0,06)	0,94 (0,07)	0,94 (0,06)	0,91 (0,06)	0,94 (0,06)	0,84 (0,10)
Diversidad	1,10 ** (0,03)	1,11 ** (0,04)	1,13 * (0,05)	1,10 ** (0,03)	1,10 ** (0,03)	1,12 ** (0,03)	1,10 ** (0,03)	1,12 * (0,05)
Divisividad	1,01 (0,06)	1,02 (0,06)	1,01 (0,06)	1,01 (0,06)	1,00 (0,06)	1,05 (0,06)	1,05 (0,07)	1,18 (0,10)
Ideología política (Izquierda)	1,44 *** (0,07)	1,44 *** (0,07)	1,44 *** (0,07)	1,44 *** (0,07)	1,44 *** (0,07)	1,43 *** (0,07)	1,44 *** (0,07)	1,43 *** (0,07)
Popularidad*Diversidad		1,03 (0,03)						0,89 (0,06)
Diversidad*política			0,95 (0,07)					0,95 (0,07)
Popularidad*política				1,01 (0,07)				1,19 (0,12)
Popularidad*divisividad					0,98 (0,03)			0,98 (0,03)
Diversidad*Divisividad						1,09 * (0,04)		1,19 ** (0,06)
Divisividad*política							0,94 (0,07)	0,80 (0,12)
N	3.762	3.762	3.762	3.762	3.762	3.762	3.762	3.762
AIC	5.181,64	5.183,08	5.183,00	5.183,63	5.182,76	5.178,16	5.182,86	5.180,60
BIC	5.212,80	5.220,48	5.220,40	5.221,02	5.220,15	5.215,56	5.220,26	5.249,15
Pseudo R2	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05.

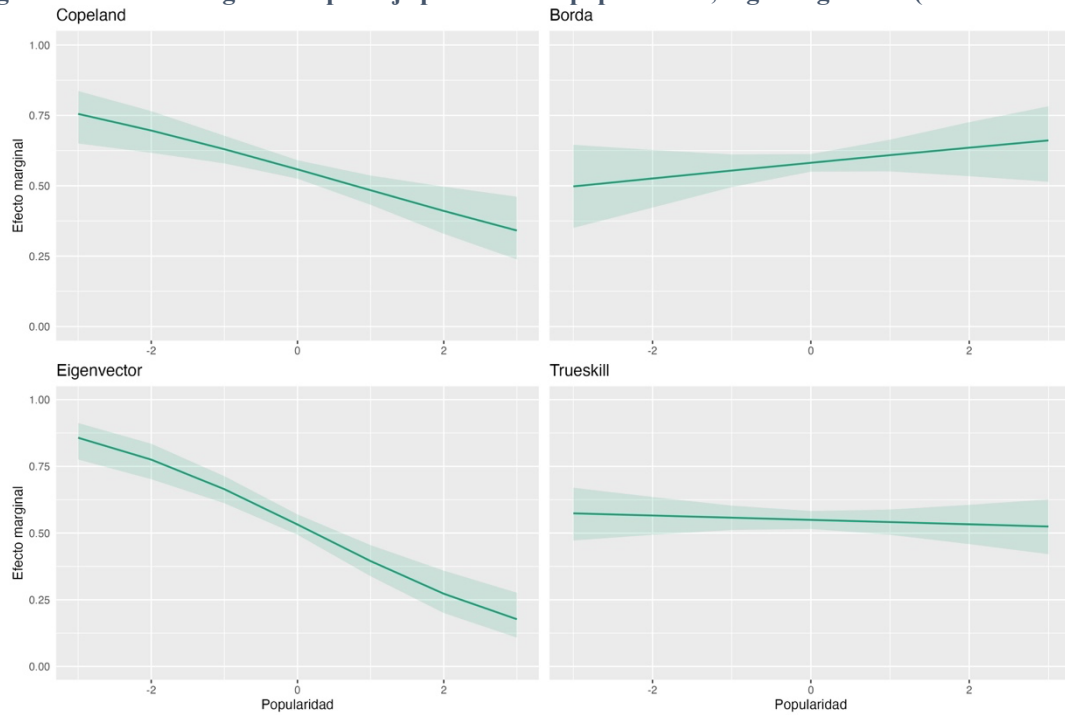
Coefficientes expresados en odds ratio.

Errores estándar entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

Otra forma de analizar los resultados son los efectos marginales, los cuales se presentan a continuación. En la Figura 16 se observa el efecto marginal del puntaje promedio de popularidad, para Chile. Tanto en Copeland como en Eigenvector, a mayor popularidad menor es la probabilidad de que los resultados sean iguales. En cambio, con Borda el efecto es el contrario, mientras que con Trueskill no se aprecia claramente un efecto.

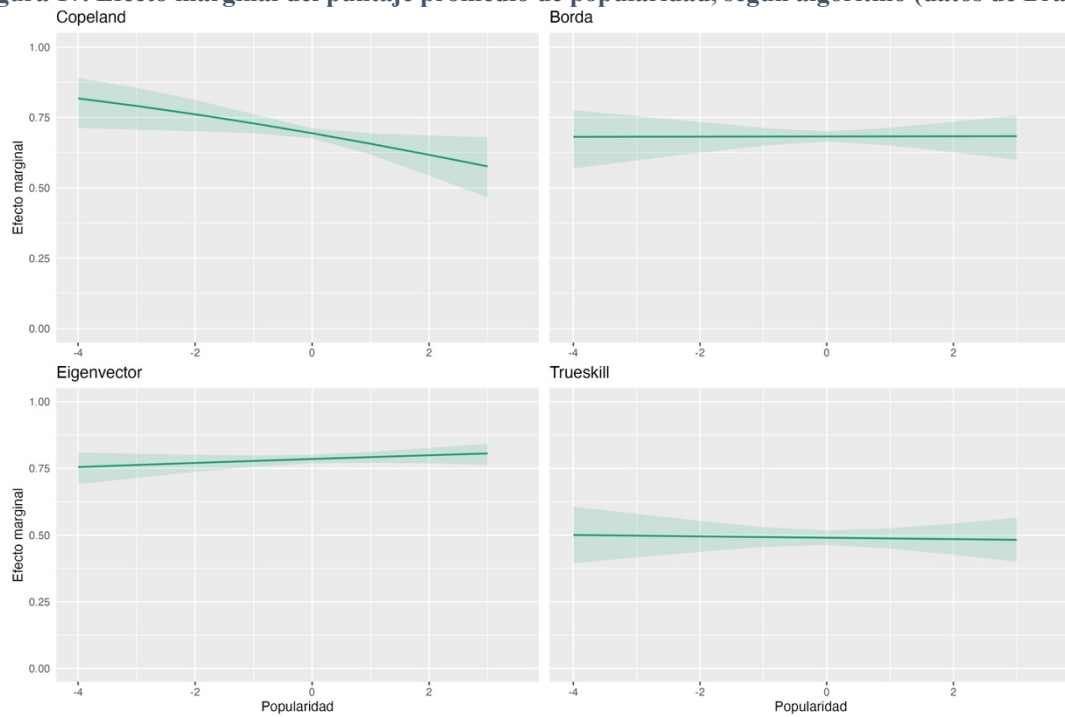
**Figura 16. Efecto marginal del puntaje promedio de popularidad, según algoritmo (datos de Chile)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

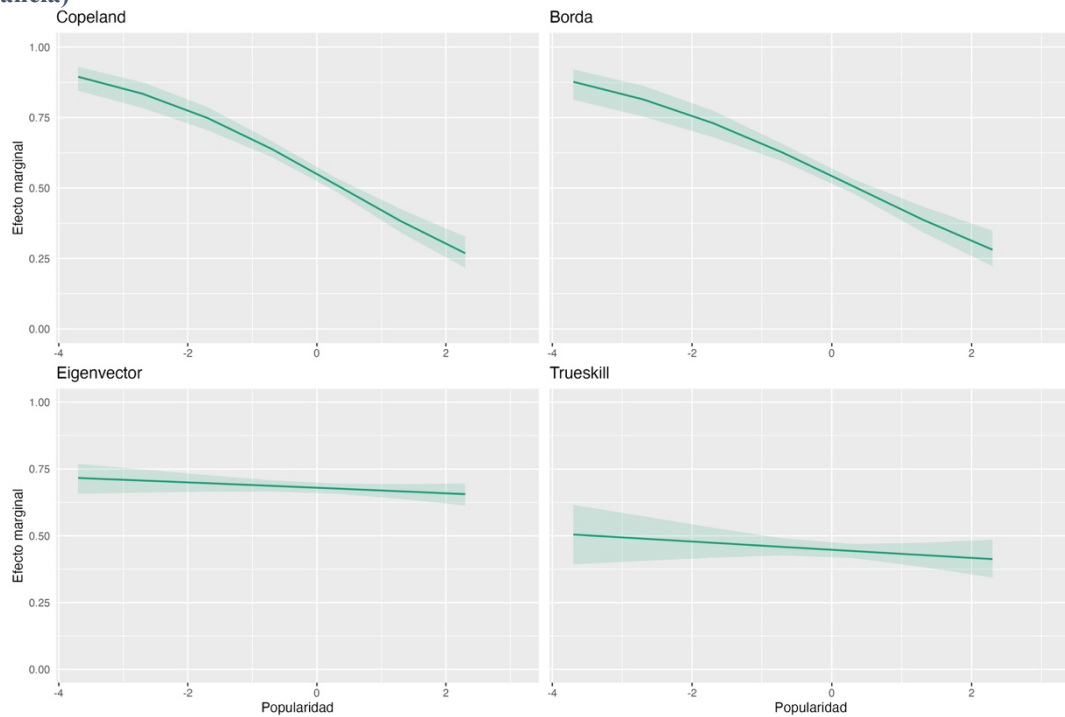
Para Brasil, tal como se observa en la Figura 17, solamente en el algoritmo Copeland se nota un efecto negativo, mientras que en los demás algoritmos no. Por último, en el caso de Francia, como se observa en la Figura 18, con Copeland y Borda existe un efecto negativo de la popularidad, mientras que en los otros algoritmos no hay un efecto.

**Figura 17. Efecto marginal del puntaje promedio de popularidad, según algoritmo (datos de Brasil)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

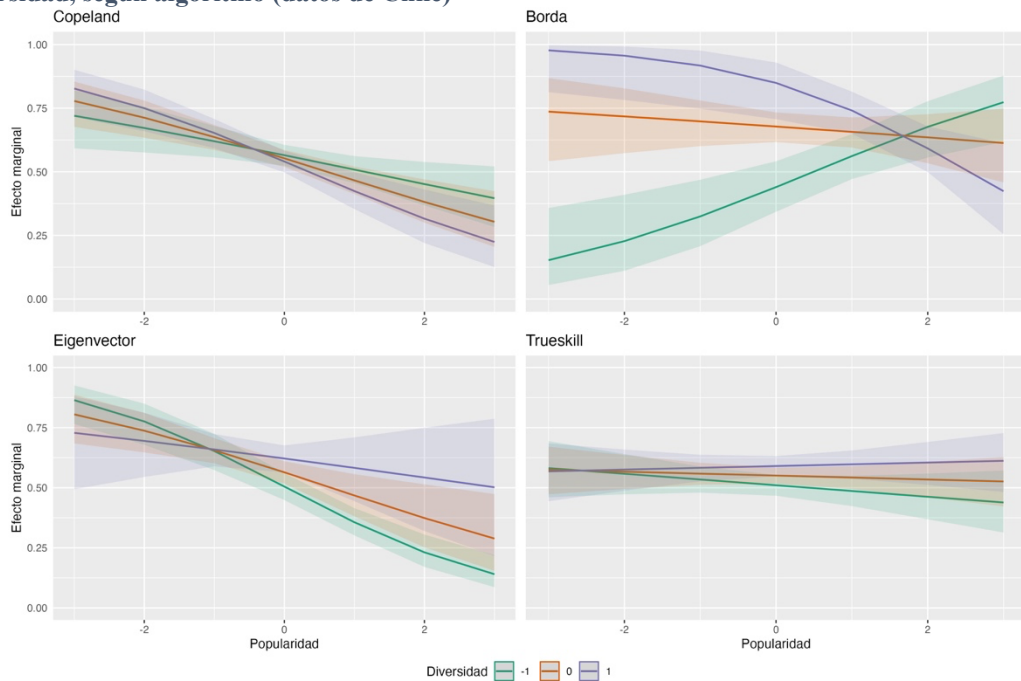
**Figura 18. Efecto marginal del puntaje promedio de popularidad, según algoritmo (datos de Francia)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

Una ventaja de los efectos marginales es que estos se pueden analizar según otras variables, lo que permite concluir si el efecto de una variable depende del valor de otra. Por ejemplo, en la Figura 19 se observa que, en el caso de Chile al aplicar el algoritmo Borda, cuando la diversidad es una desviación estándar bajo la media, la popularidad tiene un efecto negativo sobre la probabilidad de que los resultados no sean manipulados; en cambio, cuando la diversidad está sobre una desviación estándar de la media, dicho efecto es positivo.

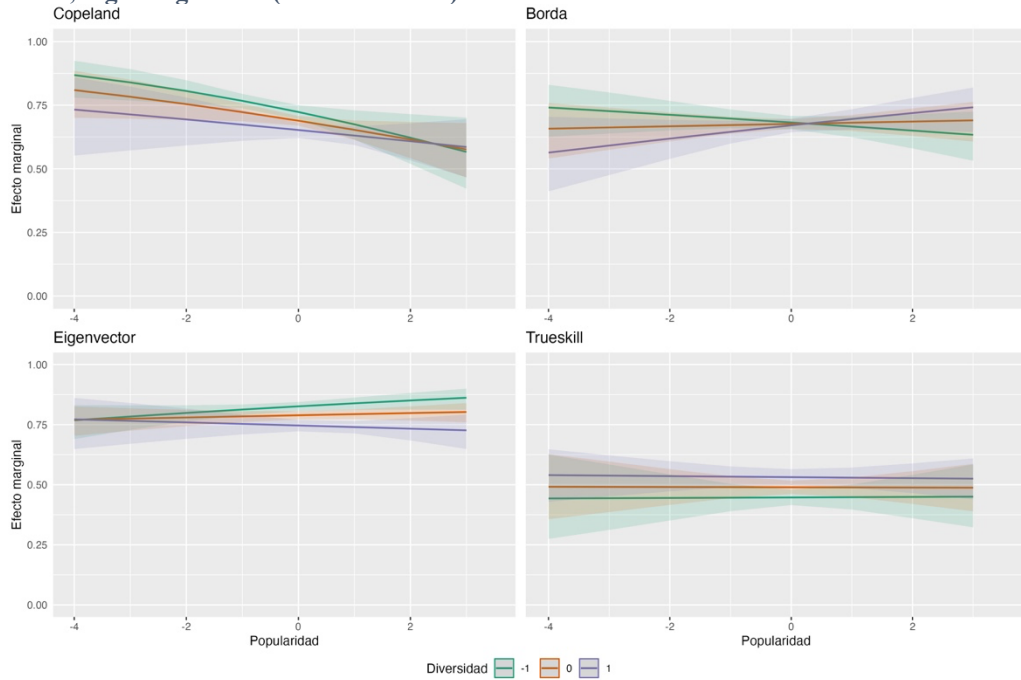
**Figura 19. Efecto marginal del puntaje promedio de popularidad para diferentes niveles de diversidad, según algoritmo (datos de Chile)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

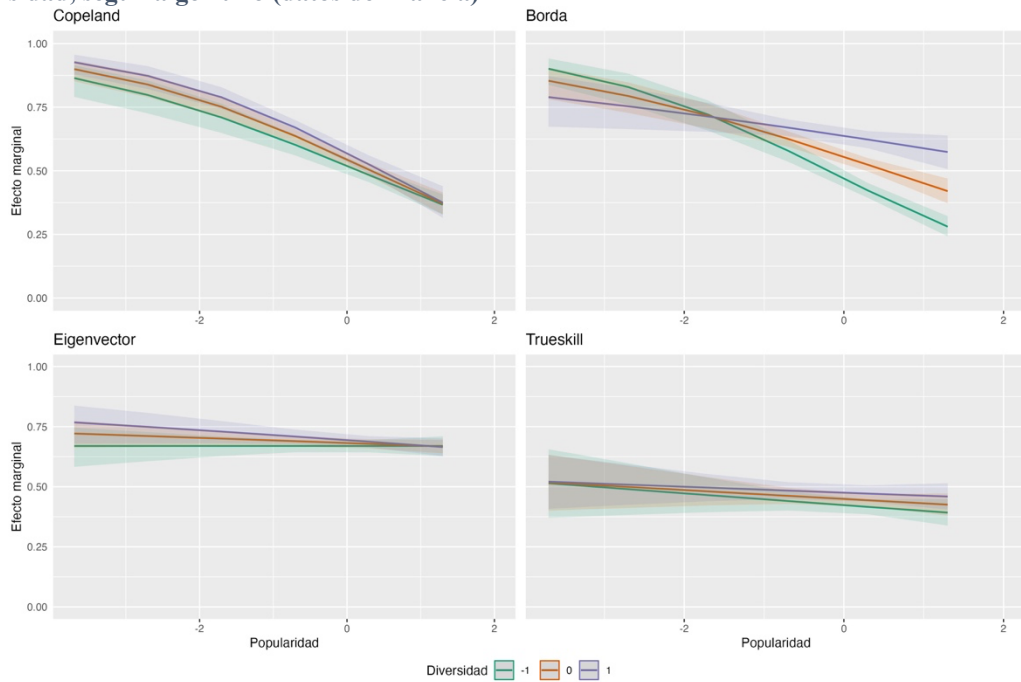
Para el caso de Brasil, como se muestra en la Figura 20, no hay variaciones en el efecto de la popularidad según los valores de la variable diversidad. En cambio, en la Figura 21 se aprecia que, para Francia, el efecto de la popularidad varía levemente según el nivel de diversidad, aunque solamente con el algoritmo Borda.

**Figura 20. Efecto marginal del puntaje promedio de popularidad para diferentes niveles de diversidad, según algoritmo (datos de Brasil)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

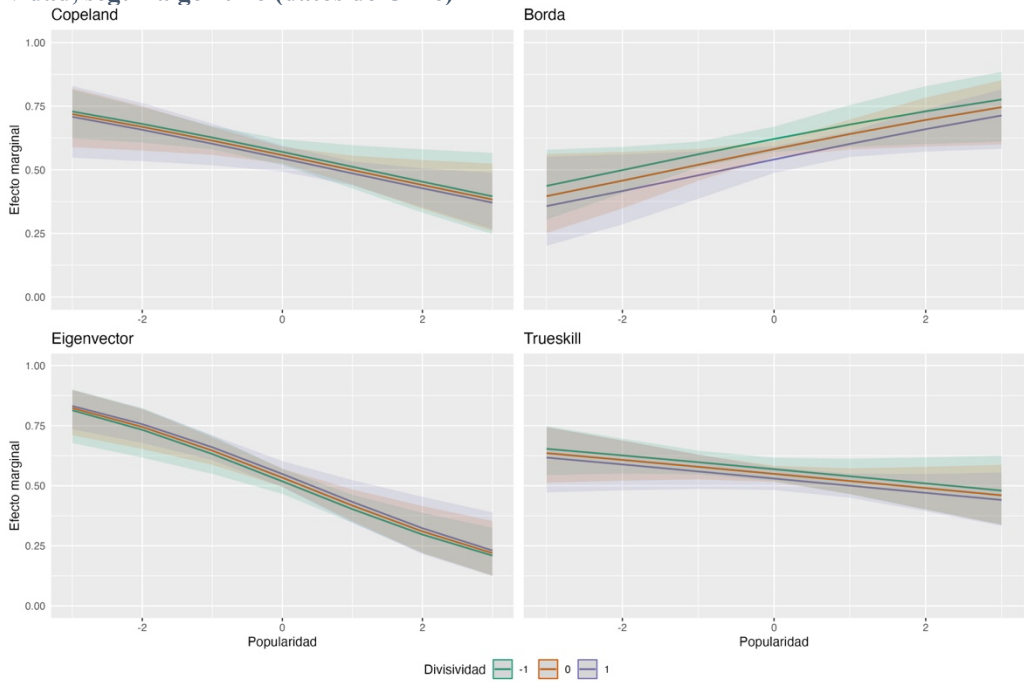
**Figura 21. Efecto marginal del puntaje promedio de popularidad para diferentes niveles de diversidad, según algoritmo (datos de Francia)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

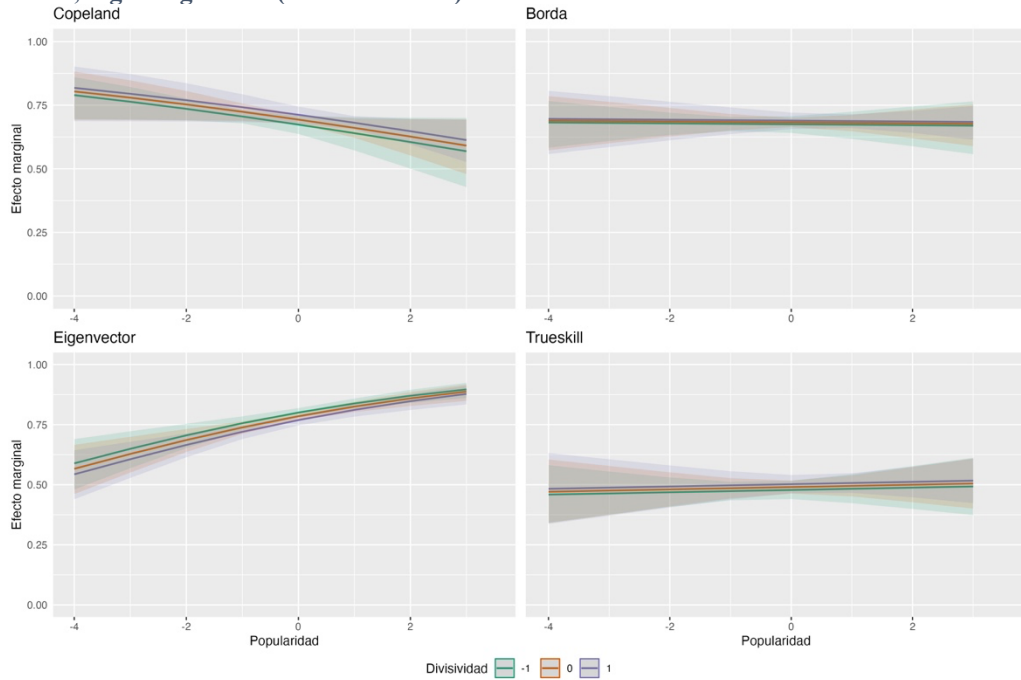
Al desagregar el efecto de la popularidad promedio según divisividad, en ninguno de los tres países se observa una variación.

**Figura 22. Efecto marginal del puntaje promedio de popularidad para diferentes niveles de divisividad, según algoritmo (datos de Chile)**



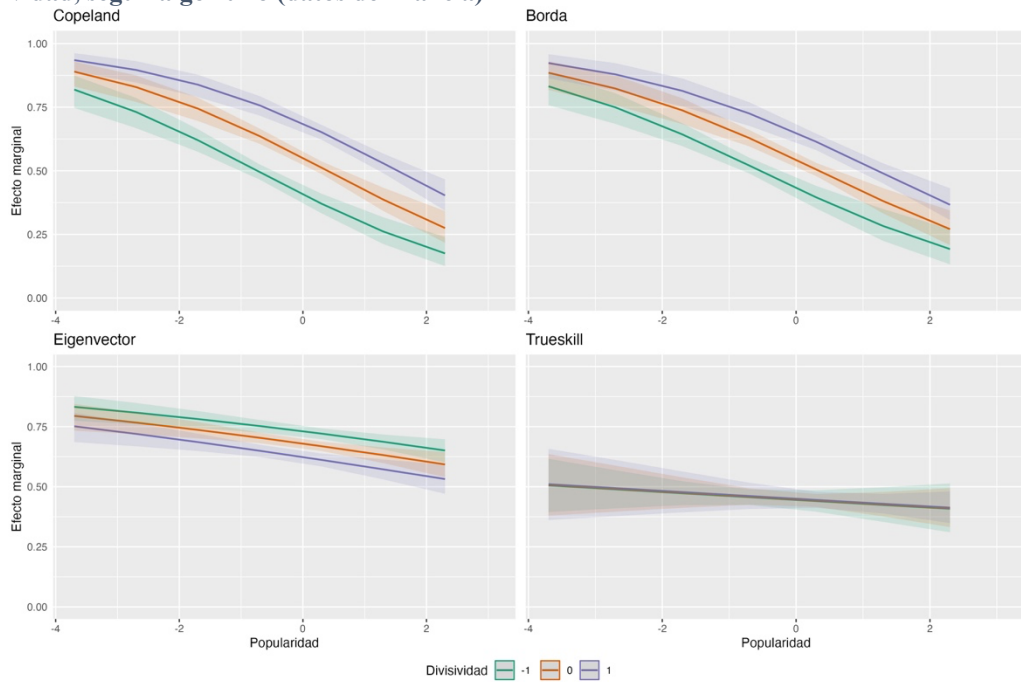
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

**Figura 23. Efecto marginal del puntaje promedio de popularidad para diferentes niveles de divisividad, según algoritmo (datos de Brasil)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

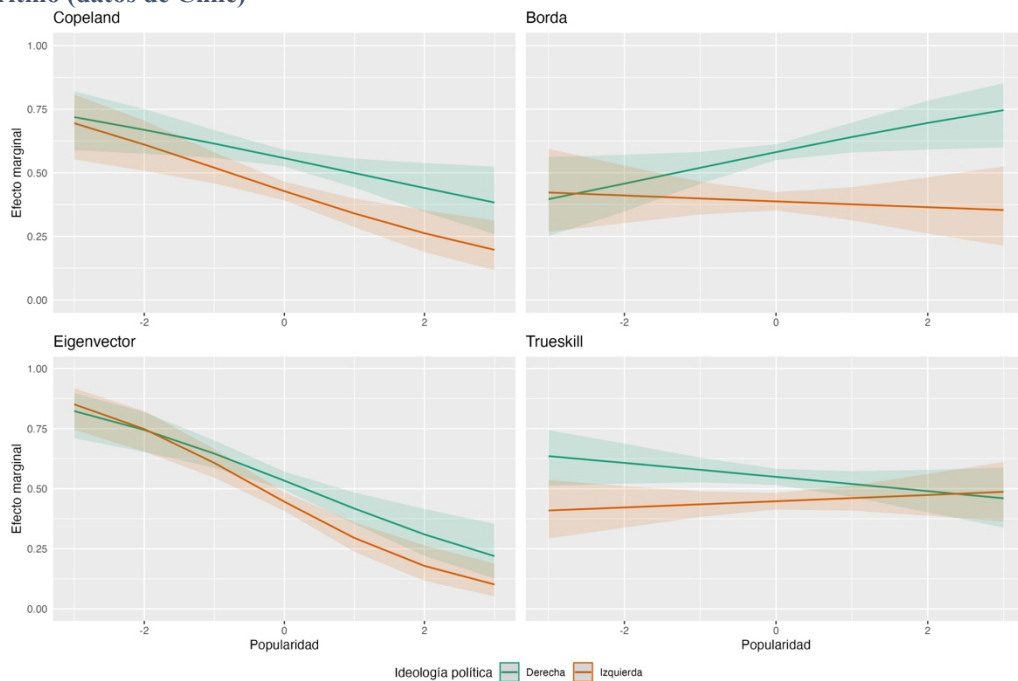
**Figura 24. Efecto marginal del puntaje promedio de popularidad para diferentes niveles de divisividad, según algoritmo (datos de Francia)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

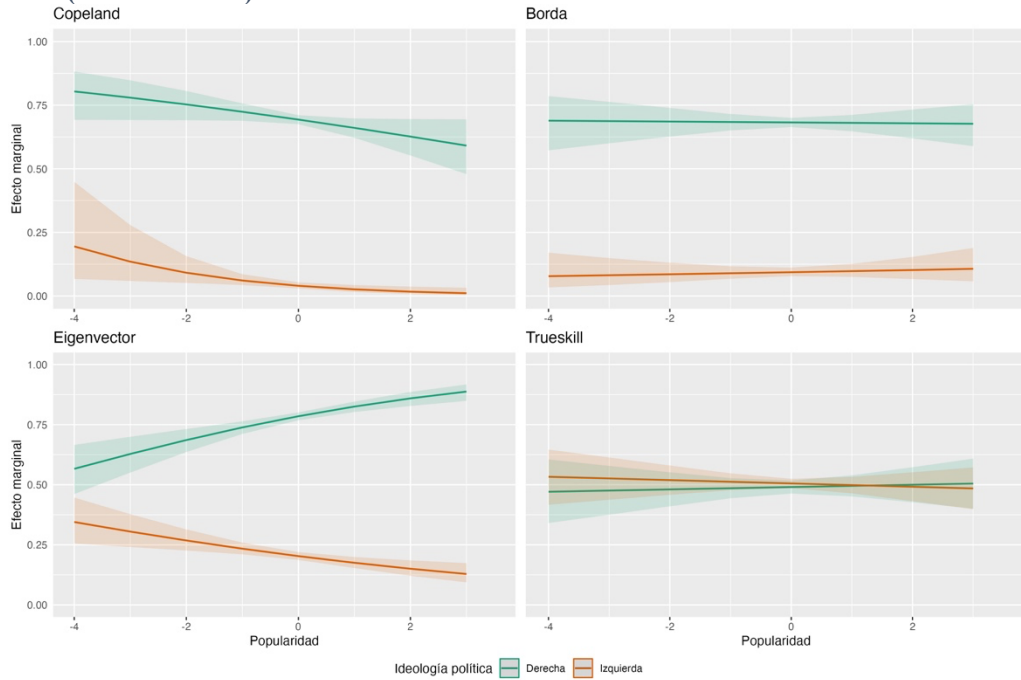
En la Figura 25, Figura 26 y Figura 27 se presenta el efecto de la popularidad promedio según izquierda y derecha, para Chile, Brasil y Francia. En el caso de Chile, solamente con el algoritmo Borda se observan diferencias, donde para la derecha el efecto de la popularidad es positivo, mientras que para la izquierda no hay efecto. En Brasil es donde se observa mayor separación entre izquierda y derecha, aunque solamente con el algoritmo Eigenvector. En este caso, el efecto de la popularidad va en diferentes sentidos según la ideología política, ya que para la derecha es positivo, pero para la izquierda es negativo. Por último, en Francia también se aprecian diferencias con Eigenvector, aunque al contrario de Brasil: efecto positivo en las personas de izquierda y negativo en las de derecha.

**Figura 25. Efecto marginal del puntaje promedio de popularidad para cada ideología política, según algoritmo (datos de Chile)**



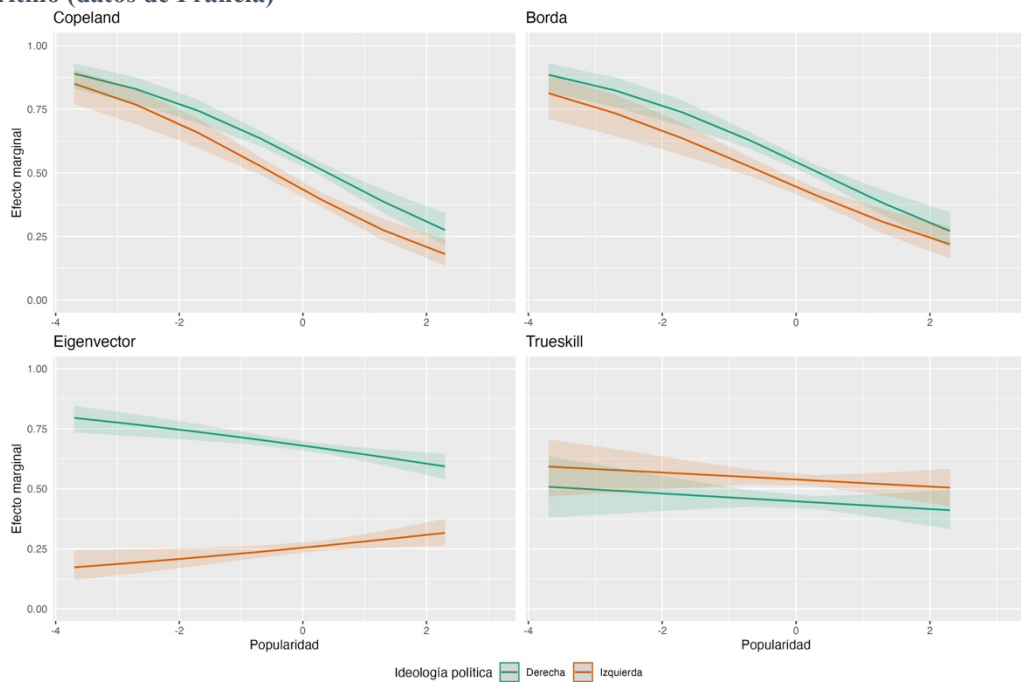
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

**Figura 26. Efecto marginal del puntaje promedio de popularidad para cada ideología política, según algoritmo (datos de Brasil)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

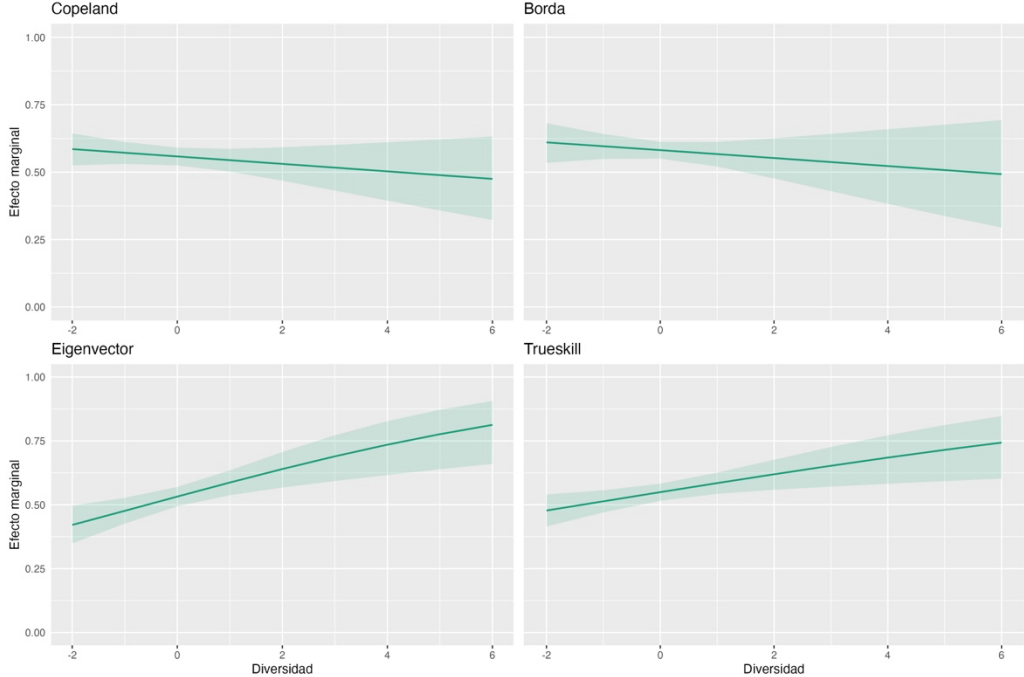
**Figura 27. Efecto marginal del puntaje promedio de popularidad para cada ideología política, según algoritmo (datos de Francia)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

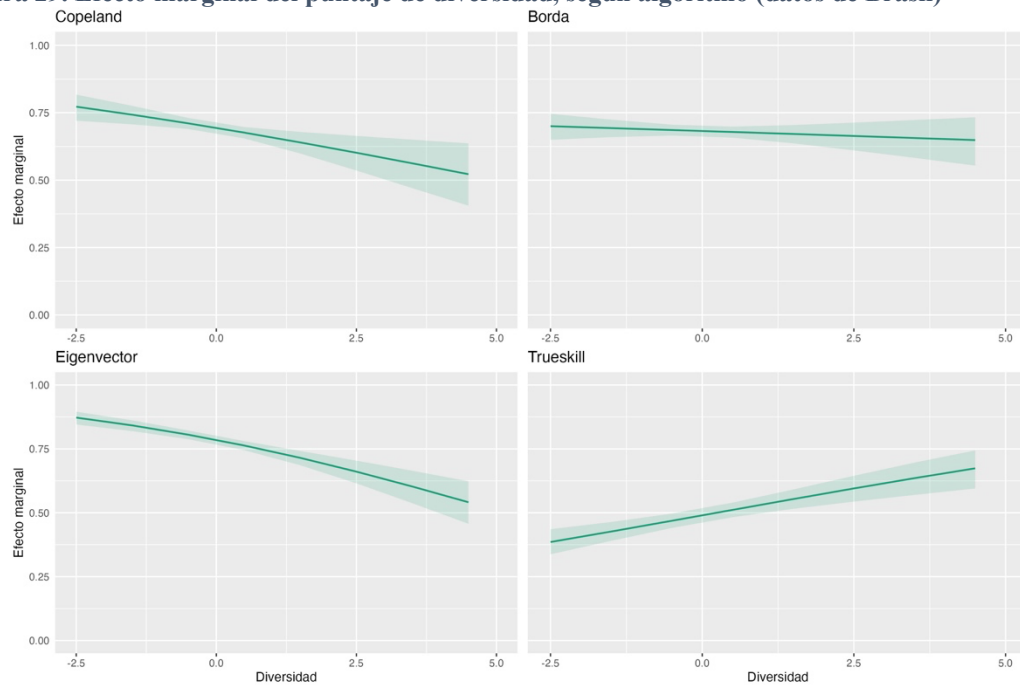
Respecto al efecto de la diversidad sobre la probabilidad de que los resultados no sean manipulados, como se observa en la Figura 28, para Chile en los algoritmos Eigenvector y Trueskill este efecto es positivo, es decir, a mayor diversidad entre las opciones mayor es la probabilidad de que los resultados no sean manipulados. En Brasil (Figura 29), solamente en el modelo con el algoritmo Trueskill dicho efecto es positivo, mientras que en Eigenvector y Copeland es negativo. Por último, a partir de los datos de Francia (Figura 30), todos los algoritmos indican que el efecto de la diversidad es positivo, aunque solamente en el caso de Borda esto es claro, siendo muy leve en los demás.

**Figura 28. Efecto marginal del puntaje de diversidad, según algoritmo (datos de Chile)**



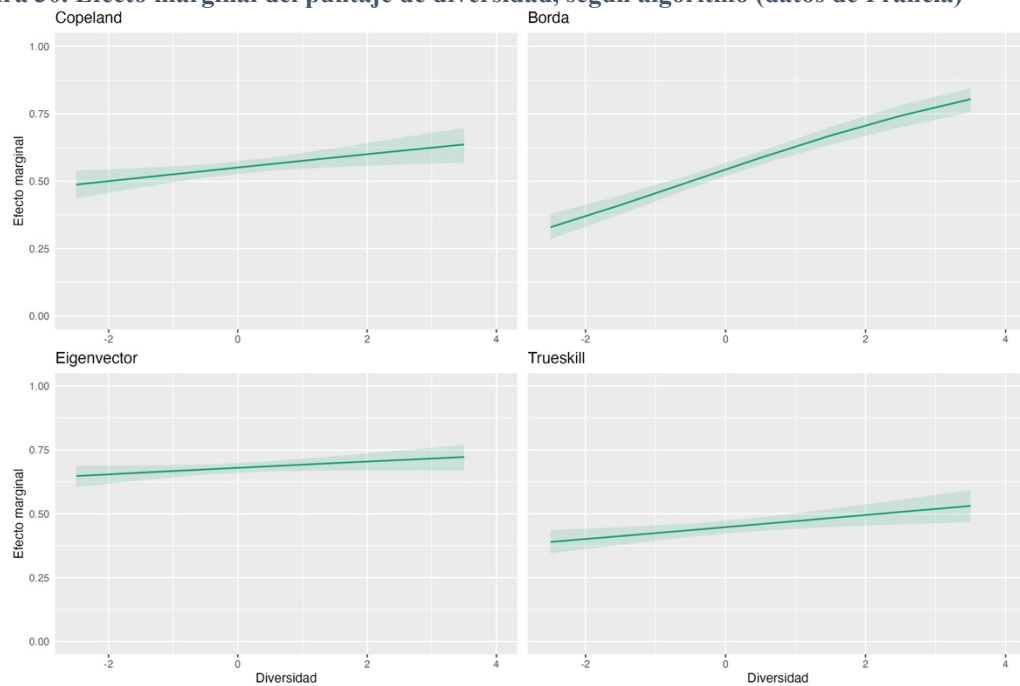
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

**Figura 29. Efecto marginal del puntaje de diversidad, según algoritmo (datos de Brasil)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

**Figura 30. Efecto marginal del puntaje de diversidad, según algoritmo (datos de Francia)**

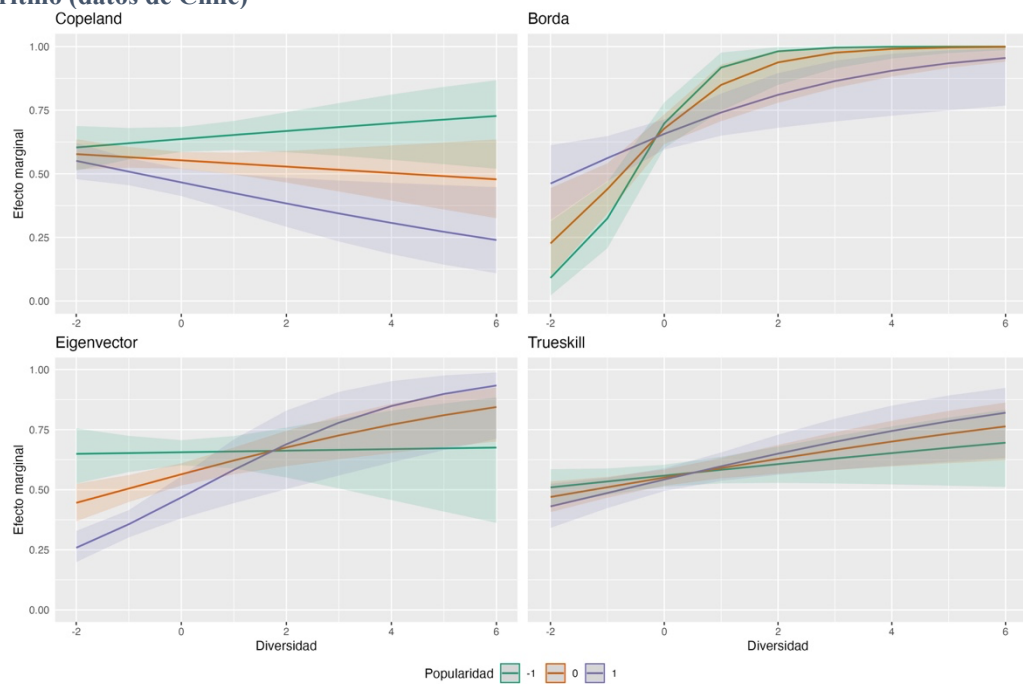


Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

En cuanto al efecto de la diversidad según diferentes niveles de popularidad, tanto en Chile como en Brasil (Figura 31 y Figura 32, respectivamente) no se observan claras diferencias. Solamente para el caso de Francia (Figura 33), para los algoritmos Copeland y Borda se presentan variaciones según el nivel de popularidad, aunque el efecto es siempre en el mismo sentido.

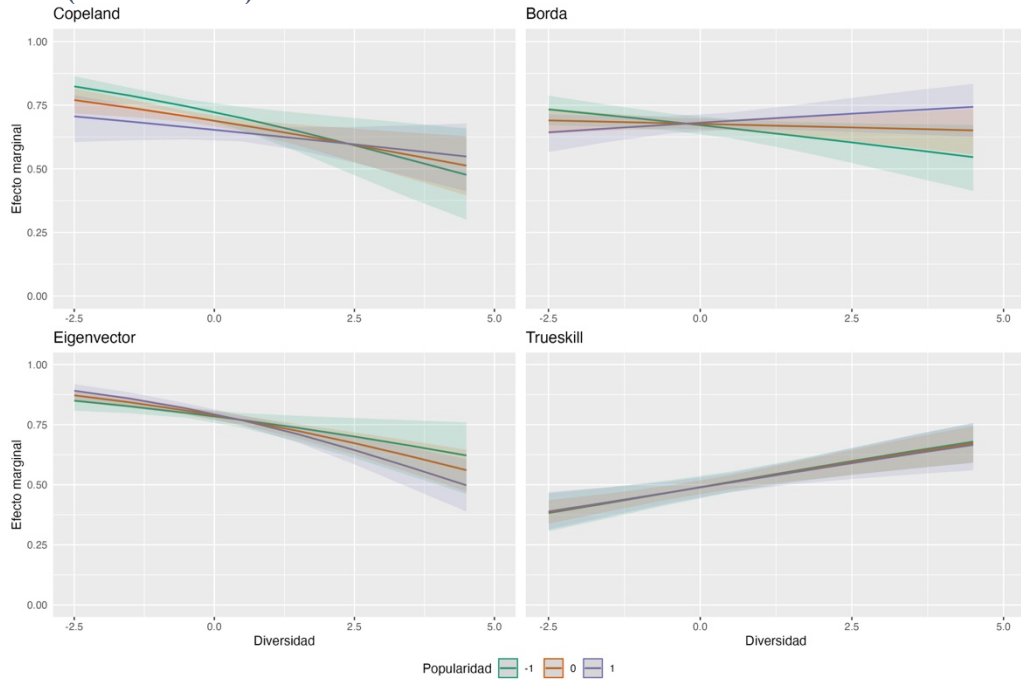
Por otra parte, como se observa en la Figura 34, Figura 35 y Figura 36, en ninguno de los tres países el efecto de la diversidad varía según el nivel de divisividad de las propuestas.

**Figura 31. Efecto marginal del puntaje de diversidad para diferentes niveles de popularidad, según algoritmo (datos de Chile)**



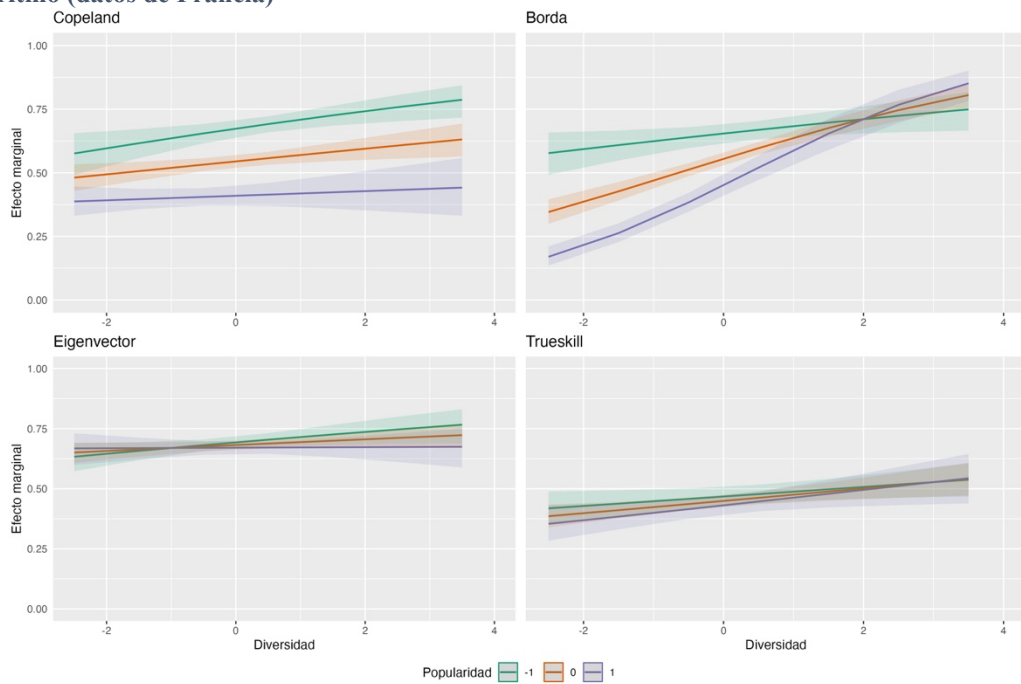
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

**Figura 32. Efecto marginal del puntaje de diversidad para diferentes niveles de popularidad, según algoritmo (datos de Brasil)**



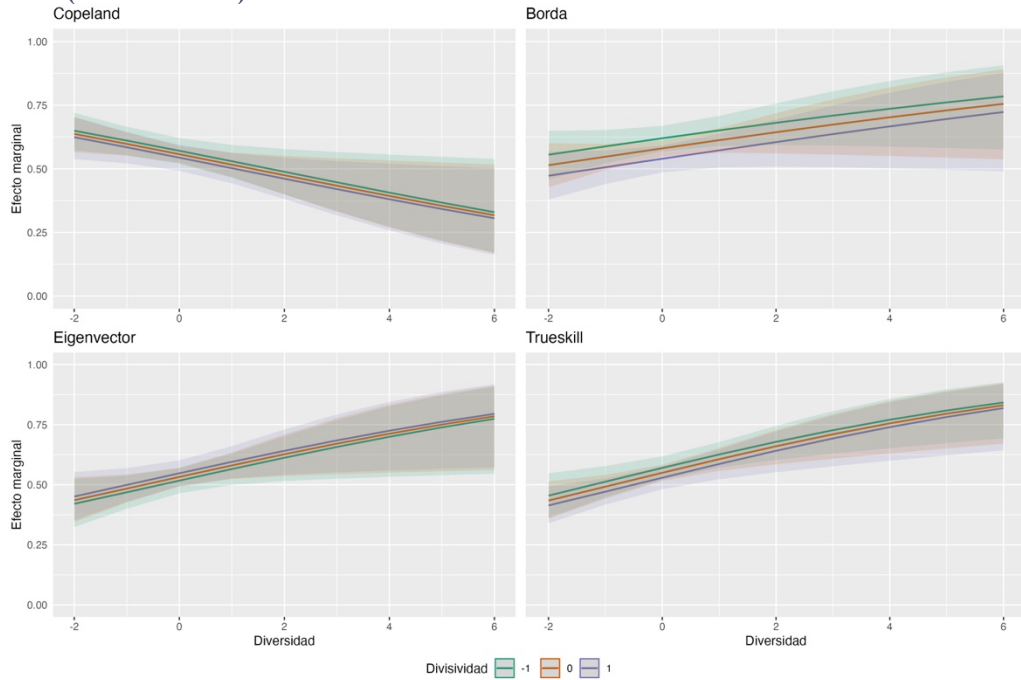
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

**Figura 33. Efecto marginal del puntaje de diversidad para diferentes niveles de popularidad, según algoritmo (datos de Francia)**



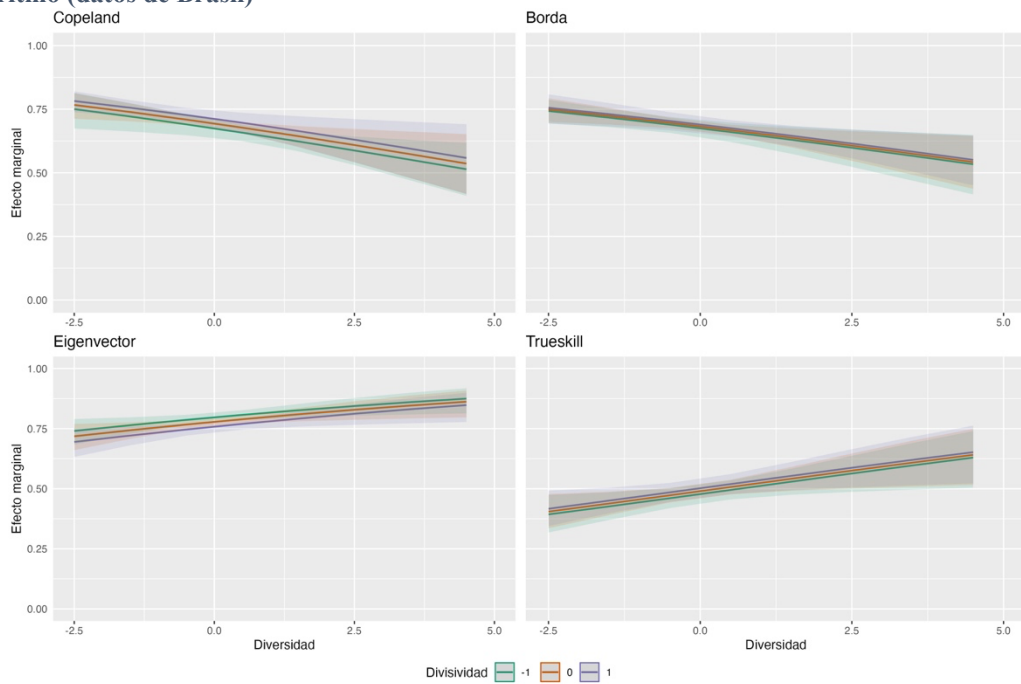
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

**Figura 34. Efecto marginal del puntaje de diversidad para diferentes niveles de divisividad, según algoritmo (datos de Chile)**



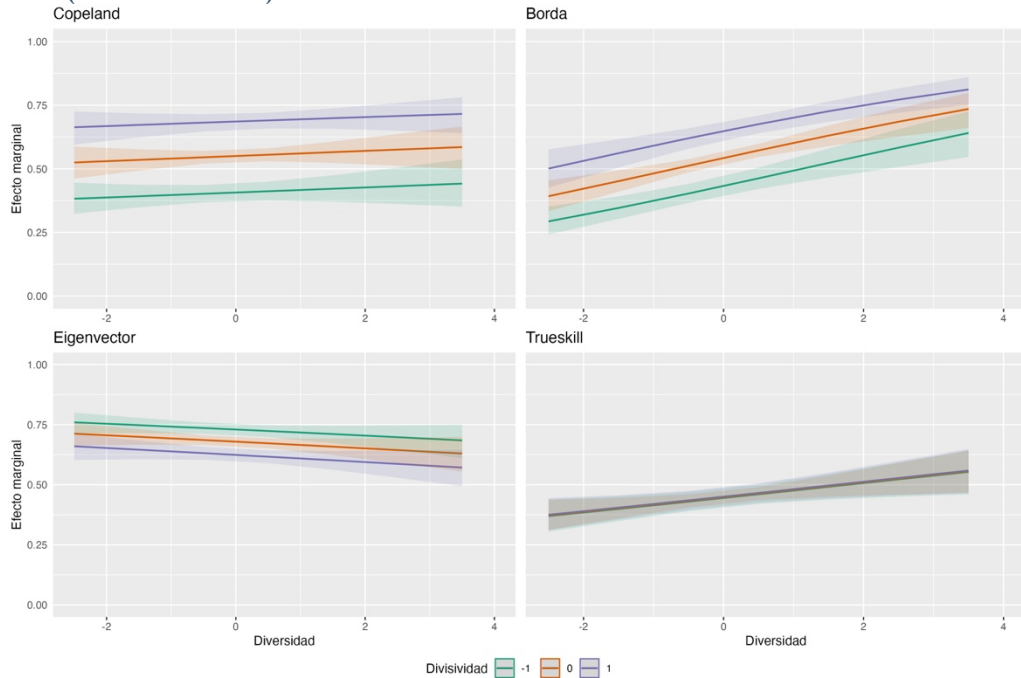
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

**Figura 35. Efecto marginal del puntaje de diversidad para diferentes niveles de divisividad, según algoritmo (datos de Brasil)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

**Figura 36. Efecto marginal del puntaje de diversidad para diferentes niveles de divisividad, según algoritmo (datos de Francia)**



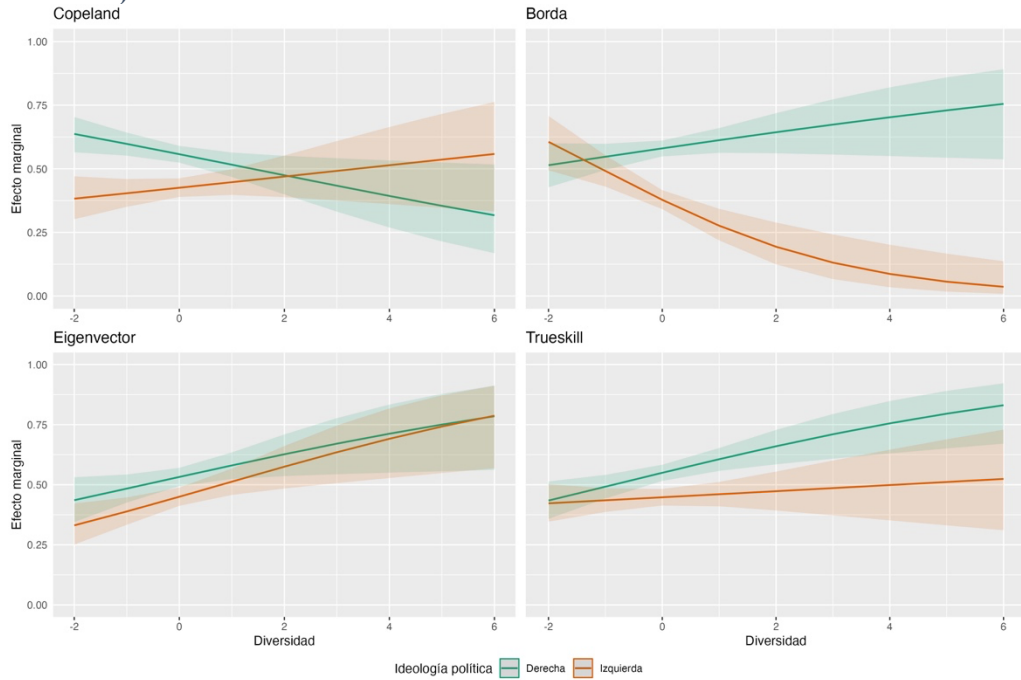
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

En la Figura 37 se observa el efecto marginal de la diversidad de las opciones, separado por ideología política, para los datos de Chile. Acá es donde más se observan especificidades, ya que mientras al utilizar el algoritmo Copeland el efecto es negativo en la derecha pero positivo en la izquierda, con Borda ocurre lo contrario.

Por otra parte, en el caso de Brasil (Figura 38), con el algoritmo Borda el efecto de la diversidad en la derecha es negativo y, en la izquierda, positivo. En cambio, con el algoritmo Eigenvector dicha tendencia se invierte.

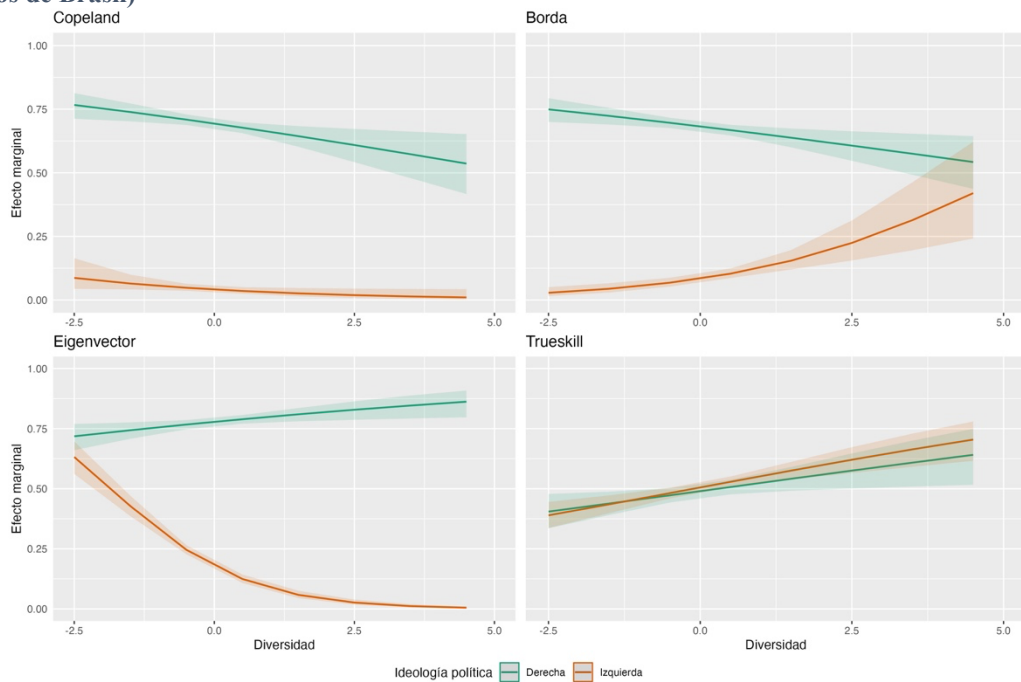
Respecto a Francia (Figura 39), el algoritmo Eigenvector es el único en el que el efecto de la diversidad tiene un sentido diferente para la izquierda que para la derecha (positivo y negativo, respectivamente). Si bien en los demás también hay ciertas diferencias, estas no son en cuanto al sentido del efecto.

**Figura 37. Efecto marginal del puntaje de diversidad para cada ideología política, según algoritmo (datos de Chile)**



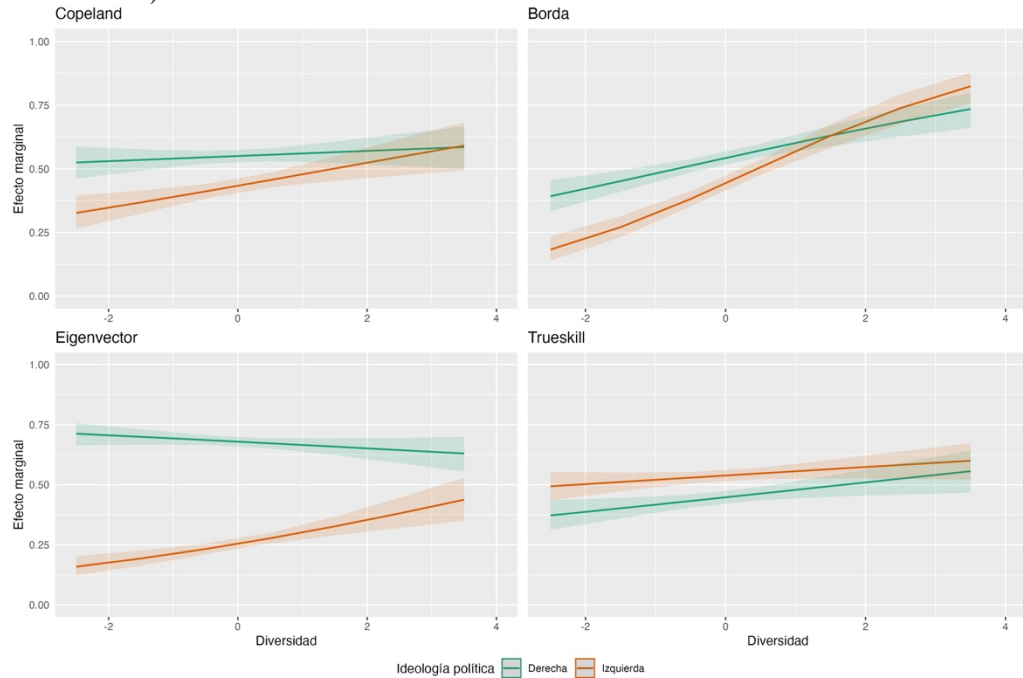
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

**Figura 38. Efecto marginal del puntaje de diversidad para cada ideología política, según algoritmo (datos de Brasil)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

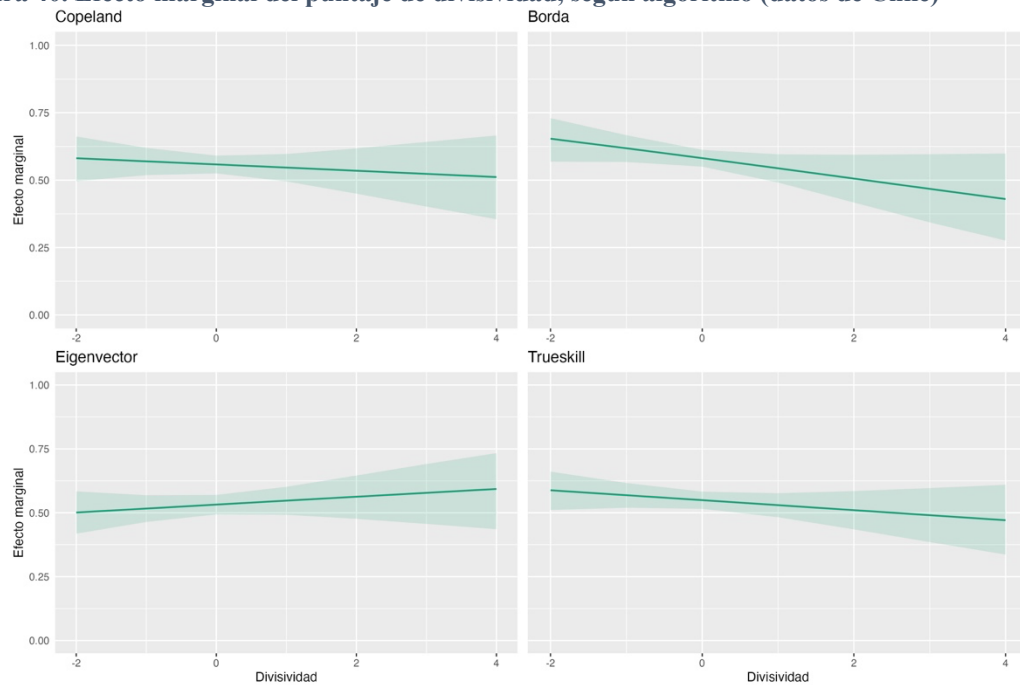
**Figura 39. Efecto marginal del puntaje de diversidad para cada ideología política, según algoritmo (datos de Francia)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

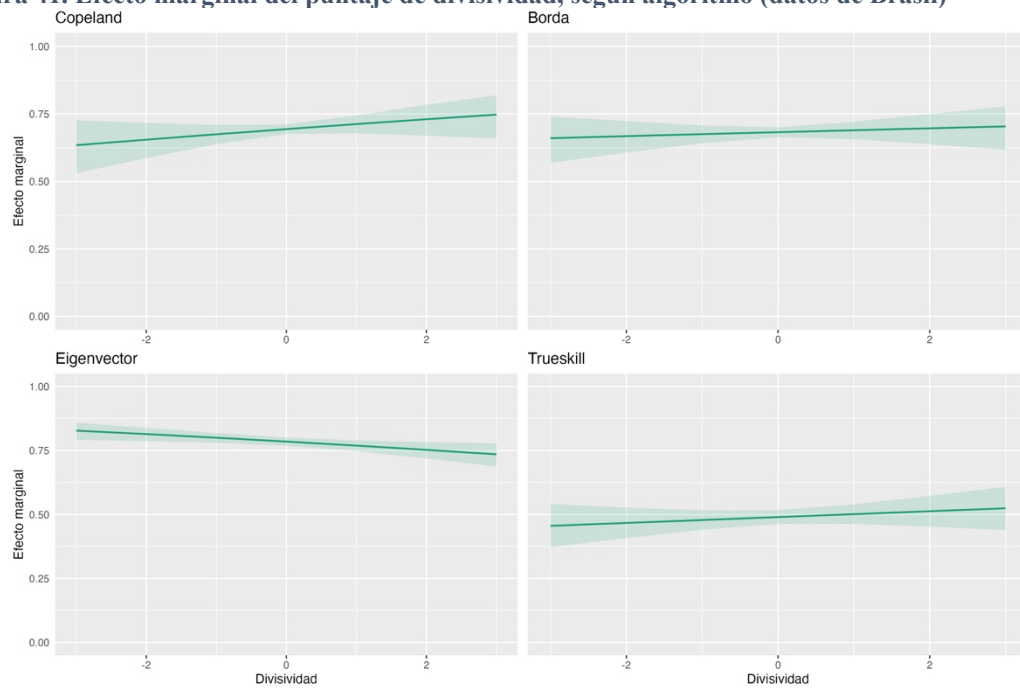
En relación al efecto marginal de la divisividad, tanto en Chile como Brasil este no es claro, ya que la pendiente no está muy marcada (Figura 40 y Figura 41, respectivamente). Solamente en Francia (Figura 42) sí habría un efecto, donde con los algoritmos Copeland y Borda a mayor divisividad mayor es la probabilidad de que no se manipulen los datos, mientras que con Eigenvector ocurre lo contrario.

**Figura 40. Efecto marginal del puntaje de divisividad, según algoritmo (datos de Chile)**



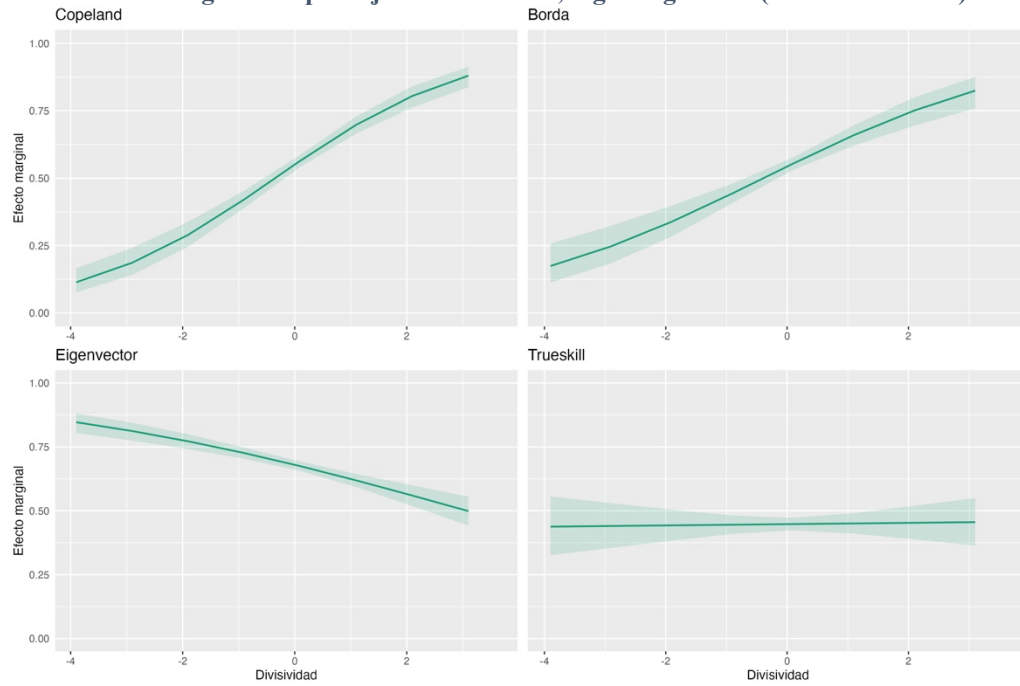
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

**Figura 41. Efecto marginal del puntaje de divisividad, según algoritmo (datos de Brasil)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

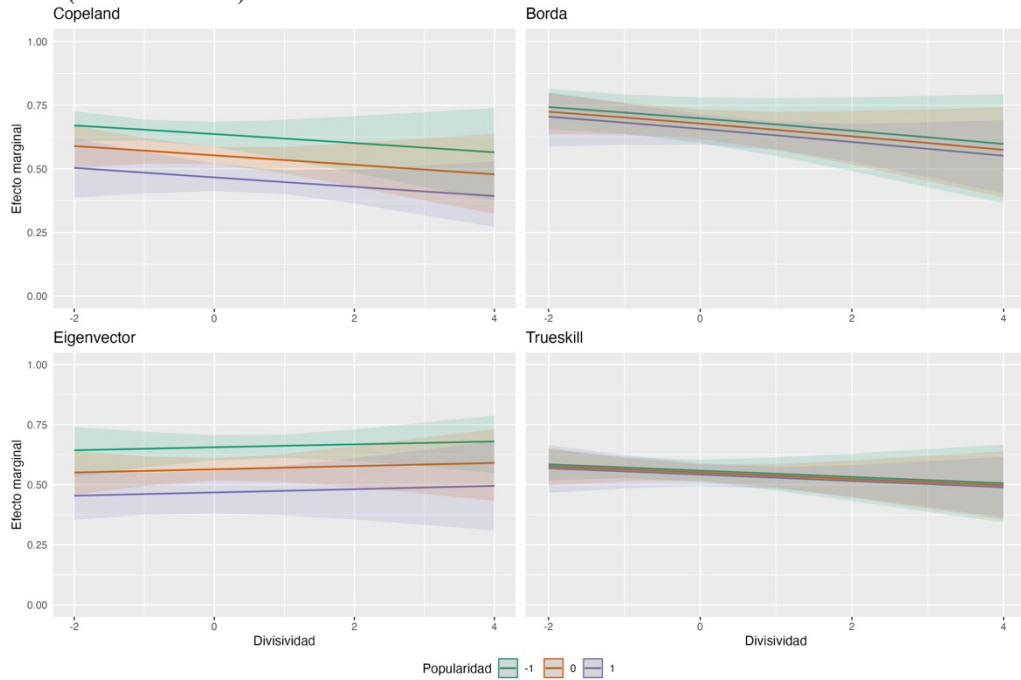
**Figura 42. Efecto marginal del puntaje de divisividad, según algoritmo (datos de Francia)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

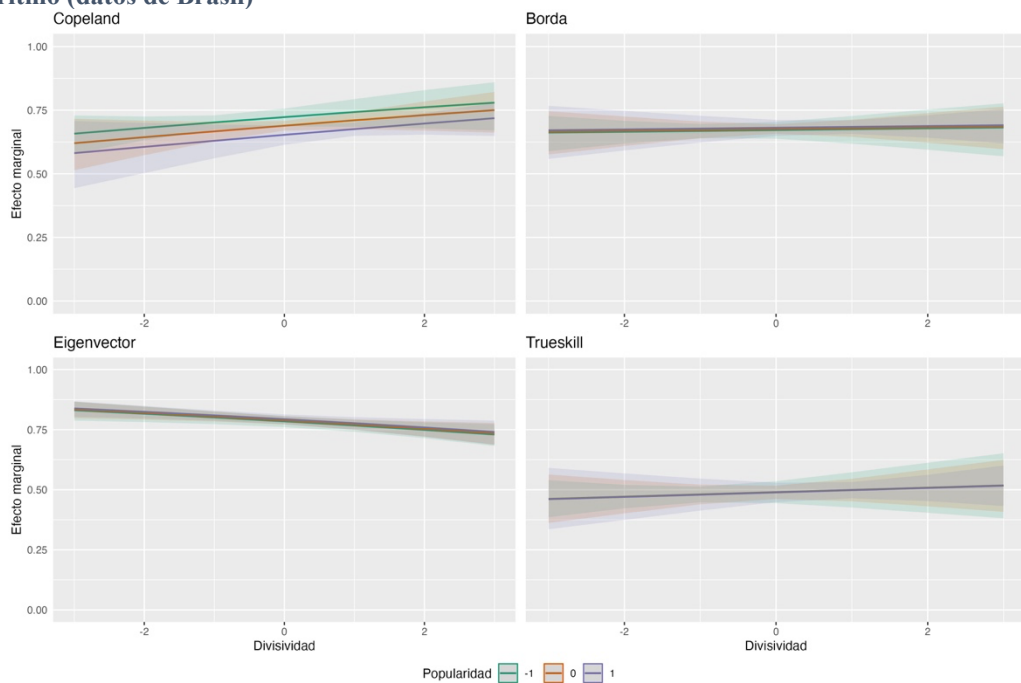
Ahora bien, así como no existe efecto de la divisividad sobre la probabilidad de no manipular los resultados en Chile y Brasil, tampoco hay variaciones según el nivel de popularidad de las opciones analizadas. En cuanto a Francia, tal como se observa en la Figura 45, las variaciones son muy leves, y solo con los algoritmos Copeland y Borda.

**Figura 43. Efecto marginal del puntaje de divisividad para diferentes niveles de popularidad, según algoritmo (datos de Chile)**



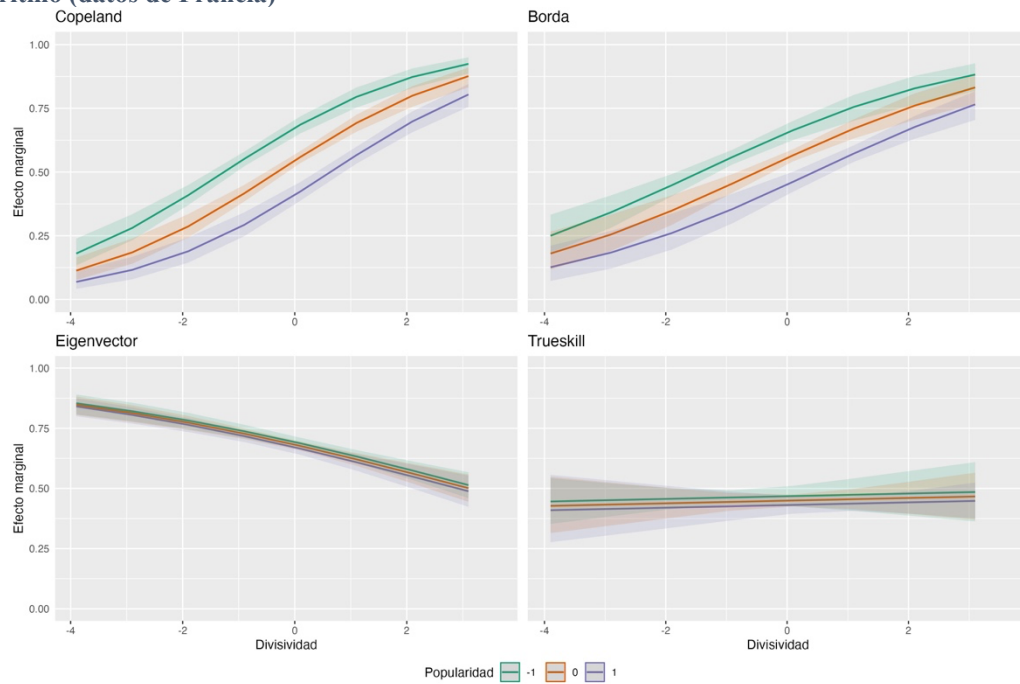
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

**Figura 44. Efecto marginal del puntaje de divisividad para diferentes niveles de popularidad, según algoritmo (datos de Brasil)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

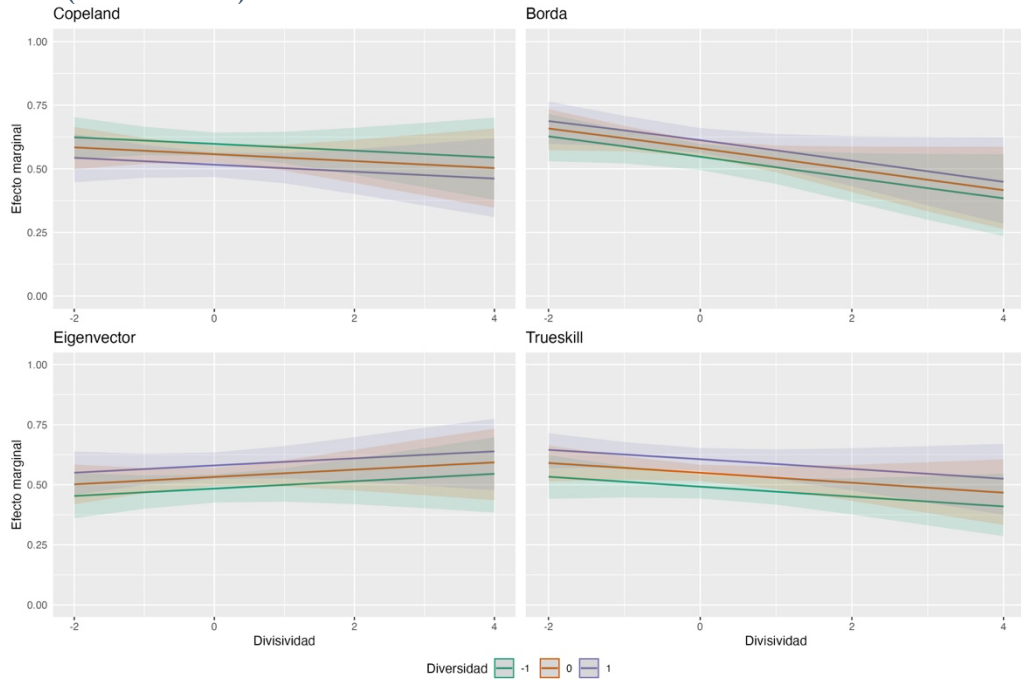
**Figura 45. Efecto marginal del puntaje de divisividad para diferentes niveles de popularidad, según algoritmo (datos de Francia)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

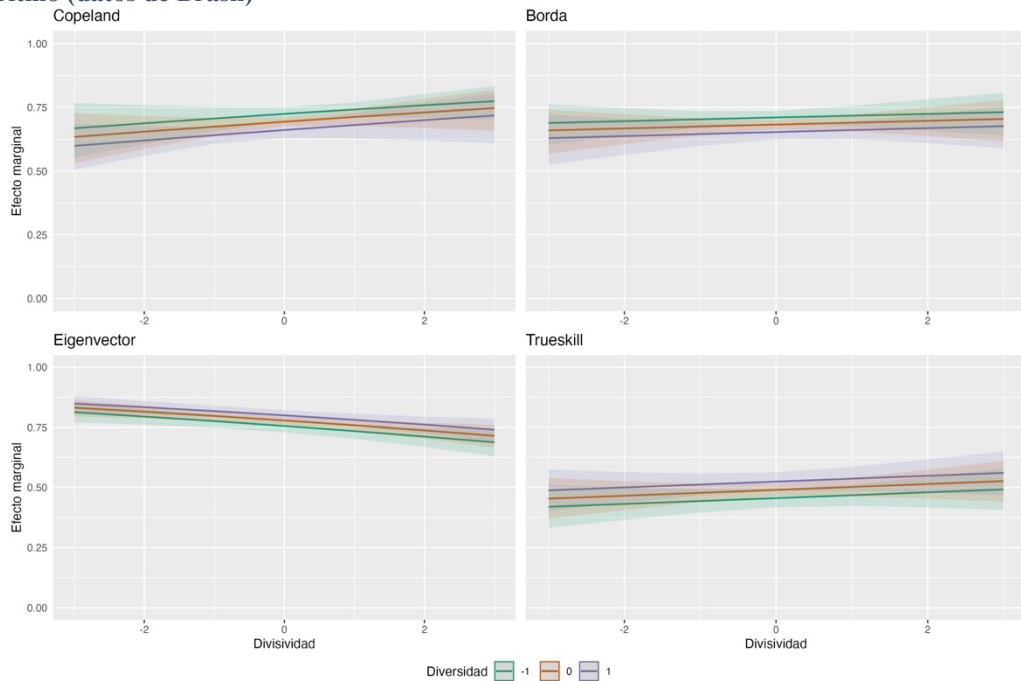
Desagregando el efecto de la divisividad por nivel de diversidad, no hay variaciones con ningún algoritmo en ninguno de los países analizados. Asimismo, según ideología política, tampoco hay variaciones en el efecto de la divisividad.

**Figura 46. Efecto marginal del puntaje de divisividad para diferentes niveles de diversidad, según algoritmo (datos de Chile)**



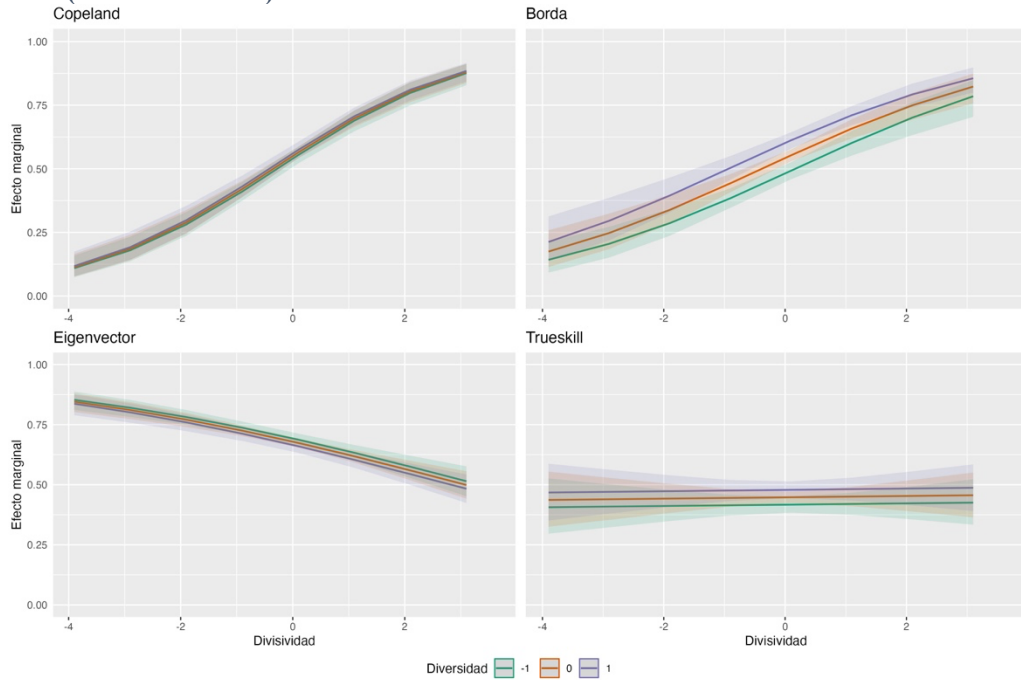
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

**Figura 47. Efecto marginal del puntaje de divisividad para diferentes niveles de diversidad, según algoritmo (datos de Brasil)**



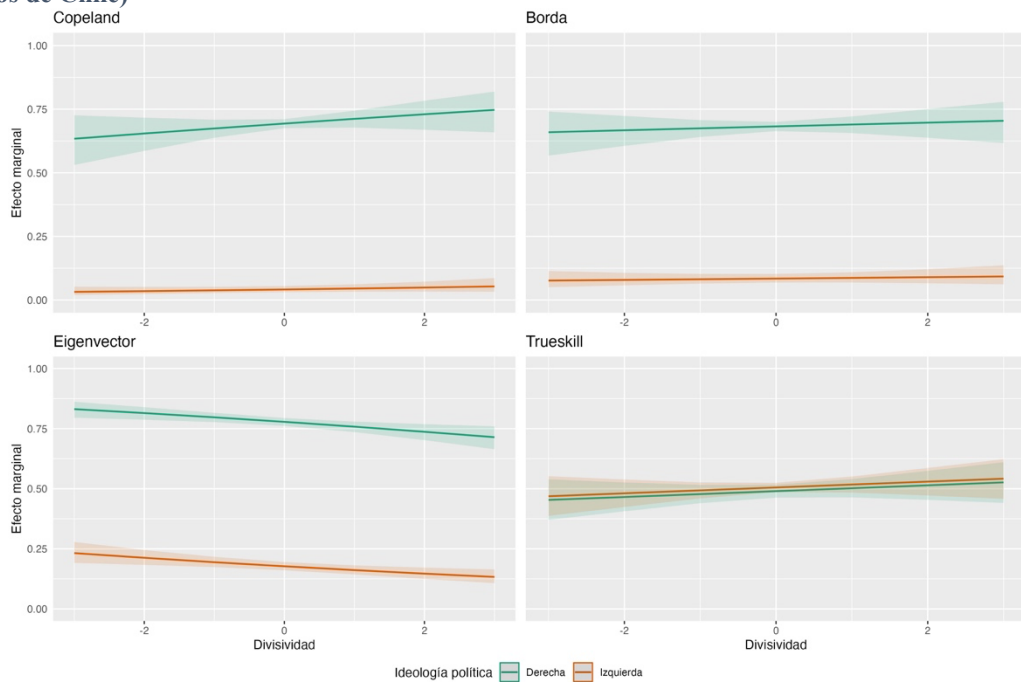
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

**Figura 48. Efecto marginal del puntaje de divisividad para diferentes niveles de diversidad, según algoritmo (datos de Francia)**



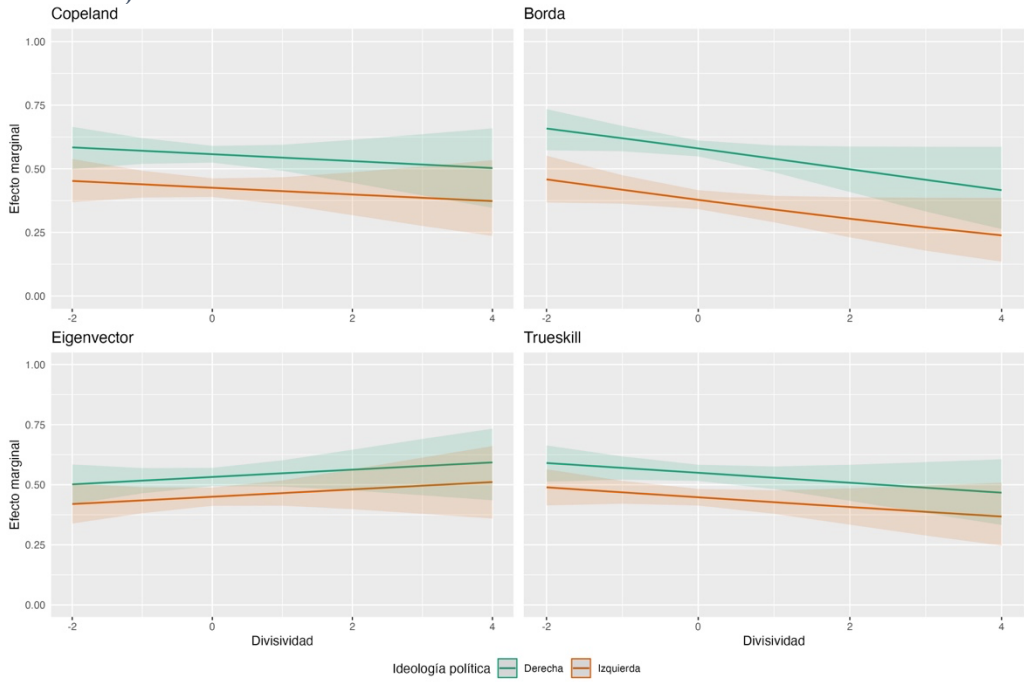
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Opencracia Francia.

**Figura 49. Efecto marginal del puntaje de divisividad para cada ideología política, según algoritmo (datos de Chile)**



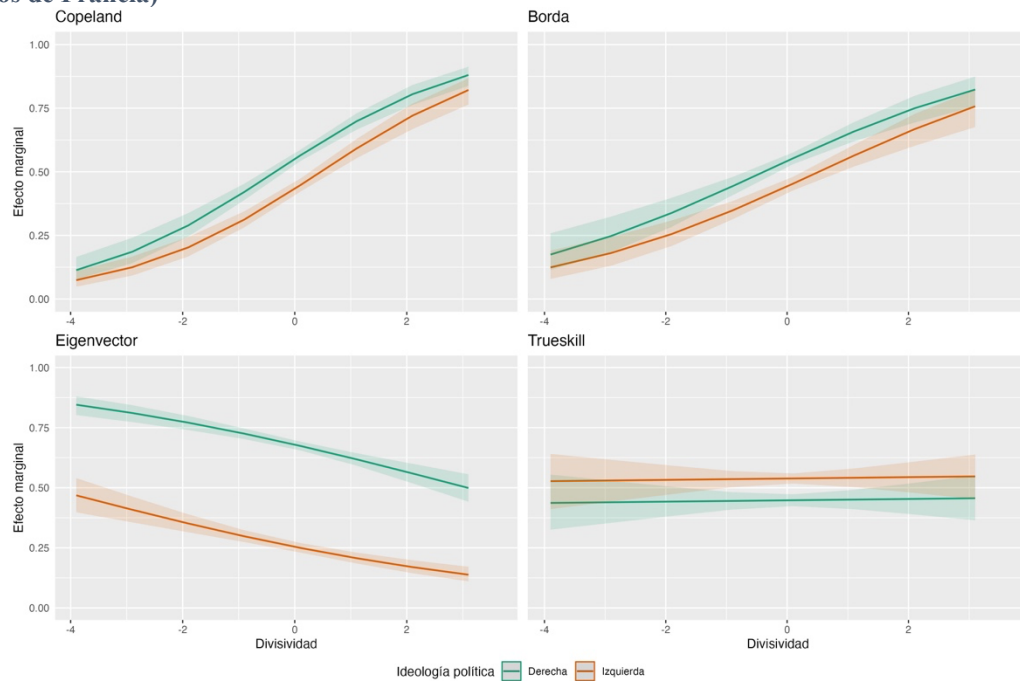
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

**Figura 50. Efecto marginal del puntaje de divisividad para cada ideología política, según algoritmo (datos de Brasil)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

**Figura 51. Efecto marginal del puntaje de divisividad para cada ideología política, según algoritmo (datos de Francia)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

Otro aspecto interesante de analizar es si los modelos influyen en la manipulación de resultados. En la Tabla 14 se observan los resultados para el caso de Chile, los cuales indican que ninguno de los modelos afectaría la manipulación. No obstante, los efectos interacción entre los modelos y la popularidad, y los modelos y la diversidad, sí son significativos, lo que vendría a confirmar que el efecto de la popularidad y la diversidad es diferente según modelo. En cuanto a la divisividad, el único efecto interacción cuyo coeficiente es significativo corresponde al modelo Eigenvector, por lo que solo en este se podría decir que hay una variación.

**Tabla 14. Resultados modelos de regresión logística para comparar algoritmos (datos de Chile)**

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
Intercepto	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)
Popularidad	0,78 *** (0,06)	0,76 *** (0,03)	0,81 *** (0,04)	0,74 *** (0,08)
Diversidad	1,07 * (0,03)	0,94 (0,05)	1,13 *** (0,03)	0,93 (0,05)
Modelo Borda	1,00 (0,07)	1,00 (0,07)	1,00 (0,07)	1,00 (0,07)
Modelo Eigenvector	0,97 (0,07)	0,98 (0,07)	0,99 (0,07)	0,96 (0,07)
Modelo Trueskill	1,00 (0,07)	1,00 (0,07)	1,00 (0,07)	1,00 (0,07)
Divisividad	0,93 (0,04)	1,07 * (0,03)	0,90 (0,06)	0,96 (0,08)
Popularidad*modelo Borda	1,24 ** (0,08)			1,50 ** (0,13)
Popularidad*modelo Eigenvector	0,61 *** (0,10)			0,77 * (0,12)
Popularidad*modelo Trueskill	1,22 ** (0,07)			1,29 * (0,11)
Diversidad*modelo Borda		1,19 * (0,08)		1,04 (0,09)
Diversidad*modelo Eigenvector		1,53 *** (0,08)		1,34 *** (0,09)
Diversidad*modelo Trueskill		1,25 ** (0,07)		1,25 ** (0,08)
Divisividad*modelo Borda			1,12 (0,07)	0,89 (0,12)
Divisividad *modelo Eigenvector			1,53 *** (0,09)	1,09 (0,11)
Divisividad *modelo Trueskill			1,15 (0,07)	0,98 (0,11)
N	6.474	6.474	6.474	6.474
AIC	8.770,45	8.798,62	8.809,28	8.762,42
BIC	8.838,21	8.866,38	8.877,03	8.870,83
Pseudo R2	0,05	0,04	0,04	0,05

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05.

Coefficientes expresados en odds ratio.

Errores estándar entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Chilecracia.

Los resultados son similares para Brasil y Francia. Tanto el efecto de la diversidad como el de la popularidad sufren variaciones según el algoritmo utilizado. Por otro lado, en el caso de Brasil la única interacción significativa de la divisividad es con el algoritmo Eigenvector, mientras que para Francia esto se observa en todos los algoritmo.

**Tabla 15. Resultados modelos de regresión logística para comparar algoritmos (datos de Brasil)**

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
Intercepto	1,00 (0,03)	1,00 (0,03)	1,00 (0,03)	1,00 (0,03)
Popularidad	0,91 ** (0,04)	1,04 * (0,02)	0,97 (0,02)	0,85 ** (0,06)
Diversidad	0,96 * (0,02)	0,81 *** (0,03)	0,96 * (0,02)	0,88 ** (0,04)
Modelo Borda	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)
Modelo Eigenvector	1,00 (0,04)	1,00 (0,04)	1,00 (0,04)	1,00 (0,04)
Modelo Trueskill	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)
Divisividad	0,97 (0,02)	0,95 * (0,02)	1,03 (0,04)	1,11 (0,06)
Popularidad*modelo Borda	1,16 ** (0,05)			1,20 * (0,08)
Popularidad*modelo Eigenvector	1,16 ** (0,05)			1,22 ** (0,07)
Popularidad*modelo Trueskill	1,07 (0,05)			1,16 (0,08)
Diversidad*modelo Borda		1,20 *** (0,05)		1,07 (0,06)
Diversidad*modelo Eigenvector		1,15 ** (0,04)		1,05 (0,05)
Diversidad*modelo Trueskill		1,44 *** (0,05)		1,35 *** (0,06)
Divisividad*modelo Borda			1,02 (0,05)	0,91 (0,08)
Divisividad *modelo Eigenvector			0,86 ** (0,05)	0,80 *** (0,06)
Divisividad *modelo Trueskill			0,94 (0,05)	0,94 (0,08)
N	16.210	16.210	16.210	16.210
AIC	22.465,72	22.420,41	22.463,44	22.410,70
BIC	22.542,65	22.497,35	22.540,37	22.533,80
Pseudo R2	0,00	0,01	0,00	0,01

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05.

Coefficientes expresados en odds ratio.

Errores estándar entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Brasil.

**Tabla 16. Resultados modelos de regresión logística para comparar algoritmos (datos de Francia)**

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
Intercepto	1,00 (0,03)	1,00 (0,03)	1,00 (0,03)	1,00 (0,03)
Popularidad	0,88 *** (0,04)	0,95 ** (0,02)	0,80 *** (0,02)	0,60 *** (0,06)
Diversidad	1,16 *** (0,02)	1,20 *** (0,03)	1,18 *** (0,02)	1,11 ** (0,04)
Modelo Borda	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)
Modelo Eigenvector	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)
Modelo Trueskill	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)	1,00 (0,05)
Divisividad	1,09 *** (0,02)	1,02 (0,02)	1,42 *** (0,04)	1,76 *** (0,06)
Popularidad*modelo Borda	0,90 * (0,05)			1,03 (0,09)
Popularidad*modelo Eigenvector	1,17 ** (0,05)			1,60 *** (0,07)
Popularidad*modelo Trueskill	1,02 (0,05)			1,59 *** (0,08)
Diversidad*modelo Borda		1,27 *** (0,05)		1,28 *** (0,05)
Diversidad*modelo Eigenvector		0,84 *** (0,05)		0,92 (0,05)
Diversidad*modelo Trueskill		0,92 (0,05)		1,00 (0,05)
Divisividad*modelo Borda			0,87 ** (0,05)	0,88 (0,08)
Divisividad *modelo Eigenvector			0,56 *** (0,05)	0,48 *** (0,06)
Divisividad *modelo Trueskill			0,82 *** (0,05)	0,57 *** (0,08)
N	15.040	15.040	15.040	15.040
AIC	20.718,71	20.661,25	20.610,52	20.483,12
BIC	20.794,89	20.737,44	20.686,70	20.605,01
Pseudo R2	0,01	0,02	0,02	0,03

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05.

Coefficientes expresados en odds ratio.

Errores estándar entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la plataforma Openracia Francia.

## 6. Conclusiones

El presente trabajo se propuso como objetivo analizar las características que influyen sobre la manipulación de resultados en el contexto de agregación de preferencias individuales de políticas públicas, para Chile, Brasil y Francia, comparando diferentes algoritmos de agregación.

El principal resultado encontrado indica que, quienes se identifican con la izquierda, son más propensos a la manipulación. Este resultado es el más consistente entre los tres países y los cuatro algoritmos analizados, con la única excepción de Brasil y Francia al aplicar el algoritmo Trueskill.

El resto de las variables analizadas no tiene un efecto que sea consistente entre los distintos países y algoritmos. La popularidad solo tiene un efecto negativo en Chile con Eigenvector, Brasil con el algoritmo Copeland, y Francia con Copeland y Borda. En todos estos casos lo que se observa es que, cuando se elige entre propuestas más populares, los resultados del *ranking* son menos manipulables.

El efecto de la diversidad, es decir, cuán diferentes son las opciones entre sí, tampoco es igual entre países. En Chile y Francia, por ejemplo, una mayor diversidad se asocia a una mayor probabilidad de que los resultados no sean manipulados. En Brasil, en cambio, la tendencia es la contraria. Respecto al efecto de qué tan divisivas son las propuestas, solamente para Francia se observa un efecto positivo, al aplicar los algoritmos Copeland y Borda.

En cuanto a los algoritmos propiamente tal, en ninguno de los casos se observa que este tenga un efecto sobre la probabilidad de manipular los resultados. Sin embargo, los efectos interacción con las otras variables sí son significativos, lo que implica que cada algoritmo tiene diferentes formas de que los datos sean manipulados.

Esta información podría ser de especial utilidad en un contexto de democracia digital, en el que una persona desea manipular resultados. Teniendo conocimiento de que las personas de izquierda son más propensas a la manipulación, en el sentido de que los resultados se ven alterados al eliminar alguna pregunta, si una persona quisiera manipular los resultados podría, eventualmente, programar una página web para realizar solamente algunas preguntas y así alterar el resultado. De este modo, la figura del dictador planteada por Arrow (1950), puede imponer sus ideas en este contexto, pero mostrándolas como válidas ya que fueron sometidas a un proceso aparentemente democrático. Esto también es un ejemplo de los riesgos a los que están sometidos los procesos de democracia digital, los cuales deben ser considerados para así evitar que la democracia se vea debilitada. Sin embargo, es positivo que estos riesgos sean identificados, para así tomar las precauciones necesarias.

Cabe mencionar que, si bien este trabajo genera aportes, también tiene limitaciones. La primera de estas tiene que ver precisamente con el método de recolección, ya que el uso de la plataforma está condicionada por el acceso a internet y redes sociales. Esto último no solo se refiere al uso de las redes sociales, sino también a que el círculo de personas con las cuales se interactúa en redes sociales y las recomendaciones que estas entregan permitan conocer la existencia de la plataforma. De este modo, los datos recolectados pueden estar sesgados. Otra limitación importante es que, específicamente en el caso de

Chile, los datos fueron recolectados en un contexto de convulsión social, marcado por las protestas y pérdida de credibilidad en el sistema político. Por lo tanto, las respuestas que entregan los votantes en dicha situación pueden diferir de las que darían en un momento menos crítico.

Si bien el presente estudio entrega luces de en qué situaciones es más probable la manipulación de resultados, falta explorar en qué sentido se daría esta manipulación. Por lo tanto, una nueva línea de investigación tiene relación con conocer cuáles son las propuestas que se verían afectadas (por ejemplo, las más o menos populares en la población general, o en alguna subpoblación en específico). Asimismo, el estudio realiza experimentos para tríadas de propuestas, por lo que es necesario ampliarlo a más opciones, para así evaluar si existe el mismo riesgo de manipulación o no.

## Bibliografía

- Arrow, K. (1950). A Difficulty in the Concept of Social Welfare. *The Journal of Political Economy*, 58(4), 328-346.
- Chawla, N., Bowyer, K., Hall, L., & Kegelmeyer, W. (2002). SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique. *Journal Of Artificial Intelligence Research*, 16, 321-357.
- Day, R. (1969). Position Bias in Paired Product Tests. *Journal of Marketing Research*, VI, 98-100.
- Durkheim, É. (1987). *La división del trabajo social*. Madrid: Akal.
- Eğecioğlu, Ö., & Giritligil, A. E. (2011). The Likelihood of Choosing the Borda-Winner With Partial Preference Rankings of the Electorate. *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, 10(1), 349-361.
- Emerson, P. (2013). The original Borda count and partial voting. *Social Choice and Welfare*, 40, 353-358.
- Gehrlein, W. (1983). Condorcet's paradox. *Theory and decision*, 161-197.
- Herbrich, R., Minka, T., & Graepel, T. (2007). Trueskill (TM): A Bayesian Skill Rating System. In *Advances in Neural Information Processing Systems 20* (pp. 569-576). MIT Press.
- Ju, B.-G. (2005). An efficiency characterization of plurality social choice on simple preferences domain. *Economic Theory*, 26, 115-128.
- Levy, T., Vahid, A., & Giryes, R. (2021). Ranking recovery from limited pairwise comparisons using low-rank matrix completion. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 54, 227-249.
- List, C. (2022). Social Choice Theory. *The Stanford Encyclopedia of Philosophy*, Winter 2022 Edition.
- Narodytska, N., & Walsh, T. (2014). The Computational Impact of Partial Votes on Strategic Voting. *arXiv preprint*.
- Navarrete, C., Macedo, M., Colley, R., Zhang, J., Ferrada, N., Mello, M. E., . . . Hidalgo, C. (2023). Understanding political divisiveness using online participation data from the 2022 French and Brazilian presidential elections. *Natural Human Behaviour*.
- Pérez, J., & Mokotoff, E. (2016). Eigenvector priority function causes strong rank reversal in group decision making. *Fundamenta Informaticae*, 144, 255-261.
- Richelson, J. (1978). A characterization result for the plurality rule. *Journal of Economic Theory*, 19, 548-550.
- Salganik, M., & Levy, K. (2015). Wiki Surveys: Open and Quantifiable Social Data Collection. *PLOS ONE*.
- Simon, J., Bass, T., & Boelman, V. (2017). Digital Democracy. A summary report for practitioners. *Nesta*.