



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

FACULTAD DE PSICOLOGÍA

CONDUCTA PRO-SOCIAL EN NIÑOS: UN ESTUDIO  
EXPLORATORIO EN DOS PRIMARIAS DE LA  
CIUDAD DE MÉXICO

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:  
**Licenciado en Psicología**

PRESENTA:

**Rigoberto Josué Mendoza Arredondo**

DIRECTOR DE TESIS:

Dr. Luis Rodolfo Bernal Gamboa

REVISOR:

Dr. Javier Nieto Gutiérrez

SINODALES:

Dra. Patricia Romero Sánchez

Dra. María Elena Ortiz Salinas

Dr. Rigoberto León Sánchez



Ciudad Universitaria, CDMX  
2018



Universidad Nacional  
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

**Biblioteca Central**



**UNAM – Dirección General de Bibliotecas**  
**Tesis Digitales**  
**Restricciones de uso**

**DERECHOS RESERVADOS ©**  
**PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL**

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.





# Agradecimientos

A mi papá Rigoberto Mendoza Coronel y a mi abuelita Cesárea Olivares, por haber luchado para salir adelante y construir un futuro del que ahora soy parte. Son mi origen y no los olvidaré.

A Martha, por educarme siempre con amor y libertad; por ser la luz más bella y cálida que he experimentado y por el apoyo infinito, que ha sido todo lo que he necesitado para seguir mis sueños. Deseo que toda la felicidad que has construido para nosotros la recibas de vuelta y vivas con plenitud esta nueva etapa de tu vida. Te amo.

A Alhelí, por ser mi amiga y compañera de vida. Gracias a ti disfruté mi infancia y aprendí a salir adelante con tu apoyo; ahora que aprendemos a ser adultos, me has enseñado a ser pragmático y valiente. Espero que sigamos estando para aprender el uno del otro y que encontremos la manera de construir el futuro que soñamos. Te amo.

A Mariana Hernández, por su paciencia, amor y humor negro (eres la única que entiende el mío); por compartirme tus miedos y tus sueños, a pesar de las despedidas; por todo lo que me has enseñado a disfrutar y que me hace sentir vivo. Espero tener la capacidad de aprender algo de tu valentía e independencia y encontrar algo que enseñarte a cambio. IBU.

A Juan Andrade, mi hermano, por estar ahí para recordarme y enseñarme lo que vale la pena en la vida. Te quiero.

A Caro Muñoz, por haberme guiado y sembrado preguntas al inicio de la carrera que más tarde tendrían un profundo impacto en mi formación. Gracias por lo compartido.

A Sonia Torres, por haber compartido tantas risas y reflexiones; los mejores momentos de la carrera los pasé contigo. Te quiero.

A Vicente Baltazar, Alfonso Fajardo y Jonathan Martínez, por brindarme su amistad y compartir tantas tardes agradables platicando acerca de ciencia y de la vida. He aprendido mucho de ustedes.

A los doctores Danilo Carmona y Alfonso Medina, por ser el mejor equipo de amigos foráneos que he tenido en la vida. Gracias por permitirme aprender tanto con ustedes.

A Diego Valdez, por las risas, su amistad y su confianza. Espero que en unos años veamos esta etapa de nuestras vidas y estemos orgullosos de todo lo que hemos avanzado. Creo en ti.

A Said Jiménez, por tu paciencia, escucha y profundidad al hablar de la vida (con todo y el humor ácido); por acompañarme en los sueños de hacer una mejor psicología y alentarme a hacerle frente a la incertidumbre por las cosas que quiero; por todo lo que me has compartido y me has dejado compartirte. No sé cuándo nos detendremos, pero agradezco que haya alguien con quien aspirar (mientras comparto un buen café), por lo mientras. Te admiro.

Al Dr. Gustavo Bachá, a Rebeca Sánchez y al Dr. Eduardo Garza, por abrirme sus puertas y darme la oportunidad de experimentar qué significa ejercer mi profesión.

Al Dr. Florente López y al Dr. Arturo Bouzas, por cambiar profundamente la manera en que veo la psicología. Por marcar camino. Espero ser parte de una nueva generación que luche tanto por una buena ciencia del comportamiento como lo hicieron ustedes.

A mis maestros, la Dra. Ma. del Refugio Cuevas Martinez, la Dra. Azalea Aguilar, la Dra. Alicia Roca, Araceli Otero, el Dr. Hugo Sánchez, el Dr. Gustavo Bachá, Dr. Florente López y el Dr. Arturo Bouzas, por transmitir su pasión por el estudio científico del comportamiento a través de sus clases. Gracias a ustedes me enamoré de la Psicología a pesar de sus defectos.

Al Dr. Rodolfo Bernal, por todo tu apoyo y paciencia a lo largo de este proceso. Sin ti, esta tesis no hubiera sido posible.

A la Dra. Patricia Romero y la Dra. Maria Elena, por tomarse el tiempo de leer mi trabajo y hacer comentarios que lo nutrieron. Gracias por su trato amable en un proceso que suele ser tortuoso.

A la UNAM, por abrirme sus puertas y darme acceso a los mejores 12 años de mi vida, llenos de asombro, aprendizaje y pensamiento crítico. Espero ser un egresado digno y encontrar la manera de aportarle algo.

A las personas (gigantes) que construyen los hombros sobre los que mi generación tiene la oportunidad de expandir su horizonte de manera libre y gratuita como nunca antes; gran parte de mi formación la he obtenido desde una computadora, gracias a ellos. Agradezco particularmente a Andrew Ng (creador de Coursera), Salman Kahn (Creador de Khan Academy), Hadley Wickham (Creador de `tidyverse`) y Eric-Wagenmakers (creador de JASP).

Una mención especial a José Luis Baroja por, tal vez sin saberlo, haberme inspirado a aprender una de las cosas que más me gustan: la relación entre ciencia y modelos probabilísticos. Sin sus clases, artículos y código mi camino por la estadística bayesiana no hubiera sido tan fascinante y, definitivamente, esta tesis no hubiera sido la misma.





# Índice general

<b>Capítulo 1: Introducción</b> . . . . .	<b>1</b>
<b>Capítulo 2: Marco Teórico</b> . . . . .	<b>5</b>
2.1. Conducta Prosocial . . . . .	5
2.1.1. Perspectiva comparada en conducta prosocial . . . . .	5
2.1.2. Conducta prosocial en niños . . . . .	6
2.2. Tarea prosocial . . . . .	7
2.3. Análisis Estadístico . . . . .	9
2.3.1. Perspectiva bayesiana . . . . .	10
2.4. Planteamiento del problema . . . . .	14
2.5. Objetivos . . . . .	15
<b>Capítulo 3: Método</b> . . . . .	<b>17</b>
3.1. Participantes . . . . .	17
3.2. Aparatos e instrumentos . . . . .	17
3.3. Procedimiento . . . . .	18
3.4. Diseño . . . . .	20
3.5. Análisis estadístico . . . . .	21
<b>Capítulo 4: Resultados</b> . . . . .	<b>23</b>
4.1. Análisis por condición (Control vs. Experimental) . . . . .	23
4.1.1. Análisis descriptivo . . . . .	23
4.1.2. Modelo Jerárquico para diferencia de proporciones . . . . .	25

4.2. Detección de jugadores que eligieron al azar . . . . .	30
4.2.1. Análisis descriptivo . . . . .	30
4.2.2. Modelo de mezclas latentes para detectar “contaminantes” . . .	30
4.3. Detección de sub-grupos de jugadores . . . . .	36
4.3.1. Análisis descriptivo . . . . .	36
4.3.2. Modelos de mezclas latentes para detección de sub-grupos . . .	36
4.4. Regresión logística de mezclas . . . . .	43
<b>Capítulo 5: Discusión . . . . .</b>	<b>47</b>
<b>Capítulo 6: Conclusión . . . . .</b>	<b>51</b>
<b>Apéndice A: Instrucciones para el participante . . . . .</b>	<b>53</b>
<b>Referencias . . . . .</b>	<b>55</b>

# Índice de tablas

3.1. Diseño experimental con $n$ asignada a cada condición. . . . .	20
4.1. Proporción prosocial en cada condición. . . . .	23



# Índice de figuras

2.1. Diagrama de platos del modelo. . . . .	11
2.2. Comportamiento de un modelo bayesiano en cada ensayo. . . . .	13
2.3. Factor de Bayes. . . . .	14
3.1. Material utilizado para la tarea. . . . .	18
3.2. Esquema del experimento. . . . .	19
4.1. Distribución de elecciones prosociales por condición. . . . .	24
4.2. Diagrama de platos del modelo jerárquico para diferencia de proporciones. . . . .	26
4.3. Distribución posterior marginal (A) y conjunta (B) de proporción de elección prosocial estimada por condición. . . . .	27
4.4. Distribución posterior del tamaño del efecto ( $\delta$ ). . . . .	28
4.5. Gráfica de densidad de proporción de conducta prosocial. . . . .	30
4.6. Mezcla de dos normales. . . . .	31
4.7. Diagrama de platos del modelo de mezclas para detectar contaminantes. . . . .	32
4.8. Funcionamiento del modelo. . . . .	33
4.9. Patrones de elección de los participantes clasificados como no contami- nantes. . . . .	35
4.10. Gráfica de densidad de proporción de conducta prosocial en participan- tes que no jugaron al azar. . . . .	36
4.11. Diagrama de platos del modelo de una mezcla. . . . .	37
4.12. Diagrama de platos del modelo de dos mezclas. . . . .	38
4.13. Diagrama de platos del modelo de tres mezclas. . . . .	39
4.14. DIC y distribución de la Devianza para los tres modelos de mezclas. . . . .	40

4.15. Resultado del modelo de dos mezclas. . . . .	41
4.16. Elecciones de cada participante, coloreados de acuerdo con grupo asignado.	42
4.17. Diagrama de la regresión logística de mezclas. . . . .	43
4.18. Efectos marginales del modelo de regresión. . . . .	44
5.1. Proporción de participantes contaminantes por edad. . . . .	48

# Resumen

El estudio de la conducta prosocial, definida como las acciones de un organismo que benefician a otro y que no producen costo alguno para el que ejecuta la acción, ha sido señalado por algunos autores como una de las claves para entender los mecanismos que subyacen a la construcción de ciertas estructuras sociales (e.g., instituciones, tradiciones colectivas, cultura) que conforman una de las características distintivas de nuestra especie. En las últimas décadas, debido a que investigación desde la perspectiva comparada ha aportado evidencia de este tipo de conducta en una amplia gama de especies (e.g., primates no-humanos, elefantes, ratas, perros) así como en niños desde edades tempranas, se ha generado un debate acerca de su ruta evolutiva, su desarrollo ontogenético y los posibles mecanismos subyacentes compartidos entre especies. Encontrar respuestas dentro de este debate implica dos tipos de retos: uno de tipo teórico, que conlleva generar teorías y modelos que puedan describir y explicar los hallazgos, así como realizar predicciones; y otro de carácter metodológico, que demanda la creación de tareas experimentales y técnicas de análisis estadístico que permitan analizar la evidencia empírica de manera válida. El carácter de la presente tesis fue principalmente metodológico y exploratorio, ya que se centró en dos objetivos principales: 1) analizar el desempeño de una tarea prosocial, que ha sido utilizada en diversas especies para evaluar este tipo de conducta, en 226 niños de primaria (de 6 a 12 años de edad) y 2) analizar la utilidad de modelos estadísticos bayesianos en el análisis de datos provenientes de este tipo de experimentos. Un análisis bayesiano jerárquico de la diferencia entre la proporción de conducta presentada en las dos condiciones principales (control vs. experimental) indicó que esta tarea es capaz de detectar conducta prosocial en niños, aunque con una cantidad de “ruido” (i.e., comportamiento azaroso) considerable. Asimismo, en la presente tesis se ilustró la utilidad de modelos bayesianos de mezclas latentes para detectar jugadores azarosos, prosociales y no prosociales. Por último, un modelo de regresión logística de mezclas señaló que no hay diferencias debidas al sexo del jugador y aporta información (aunque débil) de una posible relación de la conducta prosocial con las variables edad y condición experimental (definida como sexo del compañero de juego y del investigador).

**Palabras clave:** conducta comparada, conducta prosocial, estadística bayesiana, modelos de mezclas, niños





# Dedicatoria

A Martha, la mujer que construyó amorosamente la base de lo que soy (particularmente mi capacidad de disfrutar la vida y de siempre hacer preguntas).

Te Admiro y Te Amo.



# Capítulo 1

## Introducción

Para muchos animales vivir en grupo favorece su adaptación, por ello, varios investigadores sugieren que el estudio de la conducta social de los organismos es fundamental para entender la ruta evolutiva de muchas especies, así como su desarrollo y comportamiento (Alexander, 1974). Dado que la perspectiva evolutiva promovida por algunos autores (e.g., Dawkins, 1976; Huxley, 1895) asume que los organismos son individuos egoístas que únicamente buscan maximizar sus ganancias, los comportamientos prosociales implican una fuerte inconsistencia.

Se puede definir como prosocialidad a las acciones voluntarias de un animal dirigidas a otro que no producen costo alguno para el actor (i. e., el que ejecuta la acción; Marshall-Pescini, Dale, Quervel-Chaumette, & Range, 2016). Varios autores han sugerido que el estudio de este tipo de interacciones sociales podría ser clave para entender los mecanismos que subyacen a la construcción de ciertas estructuras sociales (e.g., instituciones, tradiciones colectivas, comportamiento moral) y que conforman una de las características distintivas de nuestra especie (Waal, 2009). Para su estudio, es esencial la intersección de dos perspectivas: la evolutiva, donde a través de la conducta comparada entre diferentes especies se puedan establecer mecanismos subyacentes en común entre especies y establecer posibles rutas evolutivas de los mismas (Waal, 2008); y la de desarrollo, que permita analizar la emergencia de este tipo de conductas en niños y su modificación debida la influencia de aspectos culturales y de desarrollo cognitivo (House et al., 2013). El lograrlo, conlleva dos tipos de retos: uno de tipo

teórico, que implica generar teorías y modelos de los procesos y mecanismos que subyacen a esta clase de conductas y que pueda dar cuenta del amplio rango de especies en que se ha encontrado; y otro de carácter metodológico, que demanda la creación de tareas experimentales y técnicas de análisis estadístico que permitan analizar la evidencia empírica y permita relacionarla de manera válida con los modelos propuestos.

En el aspecto metodológico se han hecho diversos intentos de usar tareas estándar en diversas especies; siendo una de las más utilizadas en animales no humanos la *tarea prosocial* (Marshall-Pescini et al., 2016); que consiste en una elección entre compartir o no alimentos con un compañero de juego, sin que tenga un costo para el actor cualquiera que sea su elección. Se ha argumentado que gracias a que se utiliza alimento como pago (que se considera un estímulo biológicamente relevante) y se controla que el actor siempre reciba la misma cantidad de comida, se puede aislar genuinamente la conducta prosocial y es plausible que se pueda adaptar a diversas especies (House, Henrich, Brosnan, & Silk, 2012). No obstante, su uso en niños aún es escaso (debido a que este tipo de conducta en humanos se ha estudiado principalmente con juegos experimentales provenientes de teoría de juegos; Blake et al., 2015).

Por otro lado, con respecto al análisis estadístico, ante las fuertes críticas que ha recibido en los últimos años el marco de inferencia estadístico hegemónico (Dienes, 2011), denominado frecuentista, ha cobrado fuerza en la comunidad científica como una opción viable el marco de inferencia estadística bayesiano; ya que resuelve muchos de los problemas de la aproximación clásica (Dienes & Mclatchie, 2018) además de permitir una gran flexibilidad para plantear modelos de fenómenos científicos. Sin embargo, en el estudio de conducta prosocial no ha habido muchos avances en la implementación de estas técnicas para el análisis de datos.

Con el fin de aportar a estos aspectos del estudio de la conducta prosocial, el objetivo principal del presente trabajo fue evaluar la efectividad de una tarea prosocial utilizada en diversas especies, para detectar este tipo de conducta en 226 niños de primaria de dos primarias de la Ciudad de México; así como explorar la utilidad de técnicas de modelización estadística bayesiana, particularmente modelos de mezclas,

para analizar datos provenientes de experimentos similares. Se presentan los resultados obtenidos y se discuten a detalle.



# Capítulo 2

## Marco Teórico

### 2.1. Conducta Prosocial

La conducta prosocial, conducta voluntaria dirigida a beneficiar a otro, es de fundamental importancia para comprender el origen y funcionamiento de interacciones diádicas y grupales (Eisenberg, Spinrad, & Knafo-Noam, 2015); así como de estructuras sociales complejas (e.g., instituciones; Henrich, 2015). Y aunque es un tópico ampliamente estudiado desde la década de 1970 (Eisenberg et al., 2015), la explicación de su origen y desarrollo aún están en debate.

Hasta hace algunas décadas la conducta prosocial en humanos, calificada como un tipo de conducta moral, se explicaba principalmente como un producto de normas sociales creadas “artificialmente” dentro de la cultura desarrollada en nuestra especie con el fin de regular nuestro comportamiento colectivo. No obstante, en los últimos años esta explicación cultural ha sido señalada como no necesaria ni suficiente para comprender la prosocialidad (Warneken, 2015); por lo que la perspectiva comparada podría ser una vía para buscar respuestas (Waal, 2009).

#### 2.1.1. Perspectiva comparada en conducta prosocial

De acuerdo con Waal (2009), algunos autores como Dawkins (1976) promovieron una visión de la teoría evolutiva donde la preservación de un individuo depende

de una especie de competencia egoísta entre especímenes. Desde de esta perspectiva, la conducta de ayuda sólo se presentaría si tiene un beneficio directo para el que la ejecuta (actor); por lo que la conducta prosocial implicaría una clase de “rebelión” en contra de la naturaleza egoísta de las especies, anidada en el desarrollo de reglas culturales, y por lo tanto sería algo exclusivo de los humanos.

No obstante, recientemente se ha acumulado evidencia de este tipo de conducta en un amplio rango de especies (e.g., primates no-humanos, perros, loros, cuervos, ratas; Marshall-Pescini et al., 2016). Por ejemplo, en un artículo publicado en la revista *Science*, Ben-Ami Bartal, Decety, & Mason (2011) mostraron una fuerte tendencia prosocial en ratas a través de un experimento donde colocaron a una rata libre en una arena con otra rata, pero esta última estaba atrapada dentro de un contenedor de plástico. Después de pocas sesiones y sin entrenamiento previo, la rata libre aprendía a liberar a la otra rata, lo cual no hacían cuando el contenedor estaba vacío o con una rata de juguete. Además, cuando se les permitía acceder a otro contenedor con chocolate, las ratas libres abrían ambos contenedores y compartían el chocolate con la rata que liberaban.

Este tipo de estudios ha generado un gran debate acerca de la ruta evolutiva, el desarrollo ontogenético y los posibles mecanismos compartidos entre especies que subyacen a las conductas prosociales. Lo cual ha incentivado la generación de modelos teóricos (e.g., Preston & De Waal, 2001) y de múltiples tareas para poder medirla en diferentes especies (Marshall-Pescini et al., 2016).

### **2.1.2. Conducta prosocial en niños**

Tinbergen (1963) afirmó que para comprender íntegramente una conducta, dos de los aspectos esenciales que se deben de explicar son su trayectoria evolutiva y su desarrollo ontogenético. Mientras que el estudio comparativo con otras especies responde al primer aspecto, el estudio de conducta prosocial en niños permitiría responder al segundo (Warneken, 2018).

Incentivado por esto, se ha investigado ampliamente la conducta prosocial en niños durante los últimos años (Birch & Billman, 1986; House et al., 2012, 2013;



Matsumoto, Yamagishi, Li, & Kiyonari, 2016; Sebastián-Enesco & Warneken, 2015); no obstante, los resultados más relevantes todavía están en debate. Por ejemplo, en la mayoría de los estudios se ha encontrado que la conducta prosocial se presenta desde los 6 años y aumenta durante el desarrollo (Blake et al., 2015; Matsumoto et al., 2016), pero esta relación no ha sido clara en todos los estudios, donde no se ha encontrado esta tendencia (Burkart & Rueth, 2013) o se ha encontrado que sigue una tendencia no monotónica (House et al., 2013). Una de las causas principales de estas discrepancias podría ser la gran diversidad de tareas utilizadas (Burkart & Rueth, 2013); por ello, es fundamental encontrar tareas que puedan, por un lado, compararse entre especies, y por otro, medir la conducta prosocial de manera válida en niños a lo largo de su desarrollo.

## 2.2. Tarea prosocial

Para estudiar la conducta prosocial en niños se han usado principalmente tareas en juegos económicos como el juego del prisionero o el dictador (Blake et al., 2015); y aunque ha permitido estudiar el fenómeno extensamente, la complejidad de este tipo de tareas (que implica pagos simbólicos) no permite una comparación directa con las tareas usadas en animales no-humanos.

Horner, Carter, Suchak, & De Waal (2011), basándose en tareas utilizadas anteriormente en algunos primates no-humanos (e.g., Colman, Liebold, & Boren, 1969) propusieron una tarea de *elección prosocial* para medir conducta prosocial en chimpancés. Ésta consistió en que los actores recibían un bote con 30 fichas de dos colores diferentes revueltas aleatoriamente, las cuales podían cambiar con el experimentador por dos tipos de consecuencias: cualquiera de las 15 fichas del color 1 resultaban en una consecuencia ‘egoísta’, donde el actor recibía el premio (una porción de plátano) mientras que el compañero de juego no lo recibía (esto se representa normalmente como [1/0]); cualquiera de las fichas del otro color resultaban en una consecuencia ‘prosocial’, donde ambos recibían el premio [1/1]. Para garantizar que la proporción de elecciones fuera debido a la discriminación entre ambas opciones y no

sólamente por azar o algún otro artefacto; se hicieron ensayos control, donde la dinámica era la misma, pero no había un compañero de juego. La innovación metodológica en este trabajo fue que, en contraste con las tareas utilizadas anteriormente, en vez de utilizar un aparato complejo para la elección y la entrega de los premios, se utilizaba un mecanismo muy simple donde el actor le daba la ficha al experimentador, éste la mostraba a ambos participantes y después les daba el premio correspondiente; asimismo, se procuró la cercanía física (ambos jugadores estaban separados sólo por una reja de metal) entre ambos participantes (inclusive se buscó que el consumo de los premios por parte del compañero de juego fuera audible para el actor).

Encontraron que los chimpancés elegían más las fichas prosociales (entre 52.9% y 66.7%), lo cual contrastaba con la condición control (entre 26.7% y 56.7%). También resultó que la conducta prosocial era mediada por el tipo de interacción entre ambos jugadores (el actor elegía más veces las fichas prosociales cuando el compañero realizaba conductas para llamar su atención [e.g., hacer ruido] o emitía una conducta neutra, en contraste con los ensayos donde emitía conductas de petición [e.g., vocalizaciones o movimientos dirigidos al actor]).

Esta tarea ha sido adaptada con éxito para estudiar conducta prosocial en otras especies, como: loros grises (Péron, John, Sapowicz, Bovet, & Pepperberg, 2013), jragillas (Schwab, Swoboda, Kotrschal, & Bugnyar, 2012), cuervos (Di Lascio, Nyffeler, Bshary, & Bugnyar, 2013), ratas (Schneeberger, Dietz, & Taborsky, 2012) y perros (Quervel-Chaumette, Dale, Marshall-Pescini, & Range, 2016). Lo cual sugiere su utilidad para estudiar esta conducta desde una perspectiva comparada.

## 2.3. Análisis Estadístico

En las ciencias de la conducta la mayor parte de fenómenos estudiados no pueden ser considerados deterministas (i.e., que cada vez que se repiten tienen exactamente el mismo resultado y que están determinados por factores cuyas relaciones funcionales están totalmente especificadas); es por eso que para la generación y evaluación de modelos y teorías es necesario el uso de herramientas probabilísticas (principalmente métodos estadísticos) que permitan contrastarlos a la luz de la evidencia (ver Dienes (2008) para una revisión general de la relación entre psicología y estadística). Por ello, la estadística es un pilar fundamental en la investigación psicológica y contar con métodos que sean válidos y confiables para realizar inferencias es una tarea esencial para el progreso científico en cualquiera de sus áreas.

Recientemente ha habido una serie de críticas al mal uso de los métodos estadísticos más utilizados en la investigación científica (e.g., Gigerenzer (2018)); a tal grado de ser señalados como una de las principales causas de la “crisis de reproducibilidad” por la que atraviesa la Psicología (Benjamin et al., 2018; Gelman & Loken, 2014). El caso más claro y que ha causado mayor debate es el uso de los *p-values* (Baker, 2016); que debido a la importancia excesiva que se les da, aunado a una mala comprensión de su funcionamiento por parte de la mayoría de investigadores (Wasserstein & Lazar, 2016), algunos autores sugieran una corrección urgente en su uso (Benjamin et al., 2018; Wasserstein & Lazar, 2016) e inclusive, que se deje de utilizar<sup>1</sup> (Mcshane, Gal, Gelman, & Tackett, Jennifer, 2018).

Un marco diferente de inferencia estadística que podría resolver muchas de las inconsistencias presentadas por los métodos estadísticos tradicionalmente usados (basados en la aproximación denominada frecuentista), es la estadística bayesiana (e.g., el artículo de Wagenmakers (2007) desarrolla argumentos de cómo esta aproximación propone una solución al problema de los *p-values*).

---

<sup>1</sup>Como un ejemplo del impacto de este debate, cabe mencionar que en 2015 por primera vez una revista científica internacional en psicología (*Basic and Applied Social Psychology*) anunció que ya no recibiría investigaciones donde se usaran *p-values* para realizar inferencias.

### 2.3.1. Perspectiva bayesiana

La premisa principal de esta aproximación es que el conocimiento **inicial** (previo a las observaciones o el experimento; puede representar evidencia previa o conocimiento de un experto) es continuamente *actualizado* a través de **evidencia**, lo cual lleva a conocimiento **posterior** (el estado de conocimiento después de recabar la información), y es este último el objetivo principal de la inferencia. Así mismo, se asume que el estado de conocimiento (o incertidumbre) sobre un fenómeno (en el caso de la estadística paramétrica se refiere a parámetros que representan algún aspecto de este fenómeno) puede ser modelado utilizando la teoría de la probabilidad.

Aunado a esto, este marco implica las siguientes ventajas (Dienes, 2011; Dienes & Mclatchie, 2018; Wagenmakers et al., 2018):

- Facilita la combinación formal de información proveniente de múltiples fuentes, incluyendo el conocimiento subjetivo acerca de un fenómeno.
- Permite distinguir entre ausencia de evidencia (i.e., cuando la evidencia no es informativa) y evidencia de ausencia de un efecto.
- Es sumamente flexible para implementar diversas clases de modelos probabilísticos bajo un mismo marco general coherente [para ver un ejemplo de la gran gama de modelos en los que se puede utilizar esta aproximación ver el libro de Lee y Wagenmakers (2014)].
- Permite combinar información secuencialmente (i.e., acumular evidencia) sobre una hipótesis o modelo de manera intuitiva y coherente.
- Es posible hacer inferencias *válidas* aún con muestras pequeñas.

Debido a estas ventajas, su uso en psicología ha ido en incremento y se ha promovido su adopción como herramienta básica de inferencia en la investigación (como ejemplo, la *Psychonomic Bulletin & Review* ha publicado todo un número de uso de estadística bayesiana en psicología (Vandekerckhove, Rouder, & Kruschke, 2018); así mismo, los Handbooks más relevantes para el área de psicología experimental y modelización (*Stevens' Handbook of Experimental Psychology and Cognitive*

*Neuroscience, The Oxford Handbook of Computational and Mathematical Psychology* y *New Handbook of Mathematical Psychology*) tienen por lo menos un capítulo dedicado a técnicas relacionadas con este tipo inferencia.

No obstante, en el área de estudio de conducta prosocial su uso todavía es escaso (de todos los estudios consultados, solo el publicado por House et al. (2013) utilizó un modelo bayesiano para el análisis de sus datos).

### Funcionamiento general de los modelos bayesianos

Con el fin de ilustrar cómo funciona este marco de inferencia, considérese el siguiente ejemplo: Se tiene una moneda y se busca saber si es “justa” (i.e., si ambas caras tienen la misma probabilidad de ocurrencia) o está “cargada”. Con el fin de averiguarlo, se lanza la moneda 9 veces y se observa el siguiente resultado:

Sol, Águila, Sol, Águila, Sol, Sol, Águila, Águila, Sol

Para responder a la pregunta, se plantea el siguiente modelo:

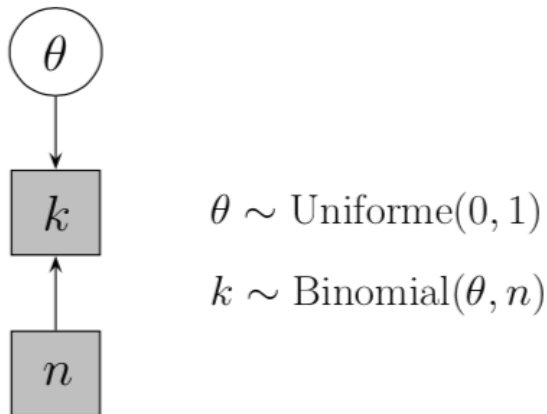


Figura 2.1: Diagrama de platos del modelo.

Una manera de representar los modelos bayesianos, es a través de la “Notación de platos”, donde en un Modelo Gráfico se esquematizan los parámetros del modelo, sus distribuciones iniciales; así como la relación entre éstos y los datos observados. De acuerdo con Lee & Wagenmakers (2014), con esta notación se denotan varios aspectos

de las variables en el modelo de la siguiente manera:

- Los nodos sombreados representan valores observados, mientras que los nodos que no están sombreados representan variables no observadas, y por lo tanto, estimadas por el modelo.
- Si la variable es continua es representada por un nodo circular, mientras que si es discreta el nodo es un cuadrado.
- Si la variable es de naturaleza estocástica, se representa con un nodo simple, mientras que si es de naturaleza determinista (i.e., está completamente determinado por otras variables), se utiliza un doble nodo.
- Se asume que cada par de variables relacionadas a través de una flecha, se relacionan de manera *condicional*; respetando la jerarquía de los nodos (los nodos inferiores [‘hijos’] son condicionales a los nodos superiores [‘padres’]).
- Por último, los platos representan series de nodos (indizados en el plato) que son independientes dados los nodos jerárquicos que los unen (i.e., son *intercambiables*).

La Figura 2.1 presenta el Modelo Gráfico que corresponde al modelo de la moneda, cuyos elementos son: el número de éxitos (en este caso, de manera arbitraria, se elige “Águila” como un éxito y “Sol” como fracaso),  $k$ , en  $n$  ensayos (en este caso  $n = 9$ ) es modelado con una distribución Binomial, con parámetros  $n$  y  $\theta$ , que representa la probabilidad de Águila de la moneda; por lo tanto, es el parámetro de interés. Como no hay información *a priori* acerca de  $\theta$ , se le asigna una distribución Uniforme  $(0, 1)$ , que asume que todos los valores entre 0 y 1 son igualmente probables.

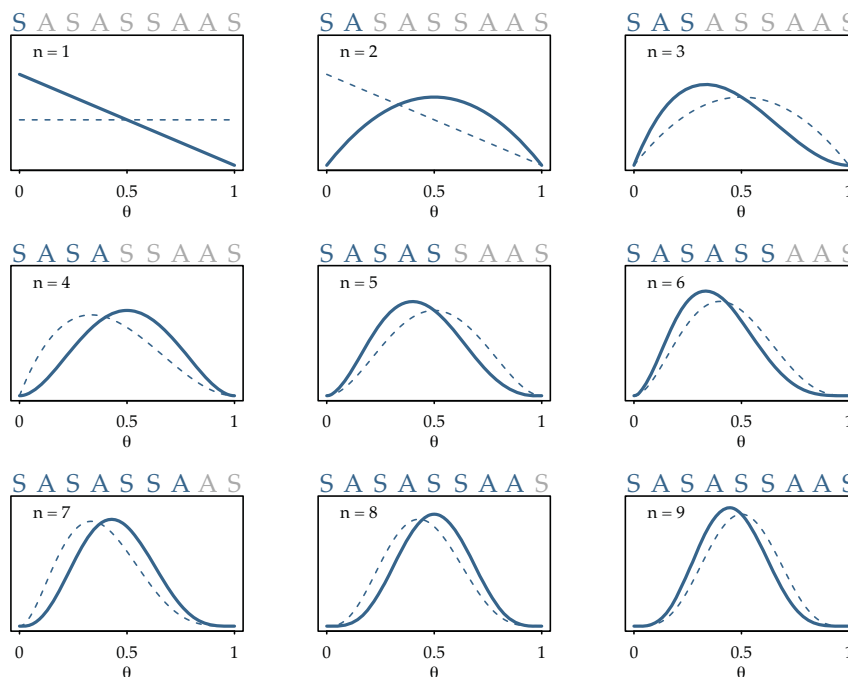


Figura 2.2: Comportamiento del modelo en cada ensayo. La línea punteada representa la distribución inicial y la sólida la distribución posterior. En la parte superior las azules indican la evidencia acumulada (A = Águila, S = Sol).

En la Figura 2.2<sup>2</sup> se representa el funcionamiento del modelo en cada ensayo. Como se puede ver, en el primer ensayo la distribución inicial (línea punteada) asigna la misma probabilidad a todos los valores de posibles de  $\theta$ ; con la evidencia (línea sólida), la distribución se va reasignando.

El objetivo principal de este marco de inferencia es la distribución posterior; que en este caso es la distribución resultante de combinar la información de todos los ensayos (la última curva con línea sólida en la Figura 2.2). Una vez que se ha estimado esta distribución, si el modelo es correcto, se pueden realizar inferencias acerca del fenómeno. En el ejemplo, para responder a la pregunta planteada al inicio, se puede calcular una razón entre la probabilidad del valor de interés ( $\theta = 0.5$  que sería el valor de una moneda “justa”) en la distribución posterior con respecto al mismo valor en la distribución inicial; lo cual se podría interpretar como una medida de cuánto los datos soportan la hipótesis  $\theta = 0.5$  sobre la hipótesis  $\theta \neq 0.5$ . Como se ilustra en la Figura

<sup>2</sup>Ejemplo e imágenes extraídas del libro *Statistical Rethinking* (McElreath, 2015).

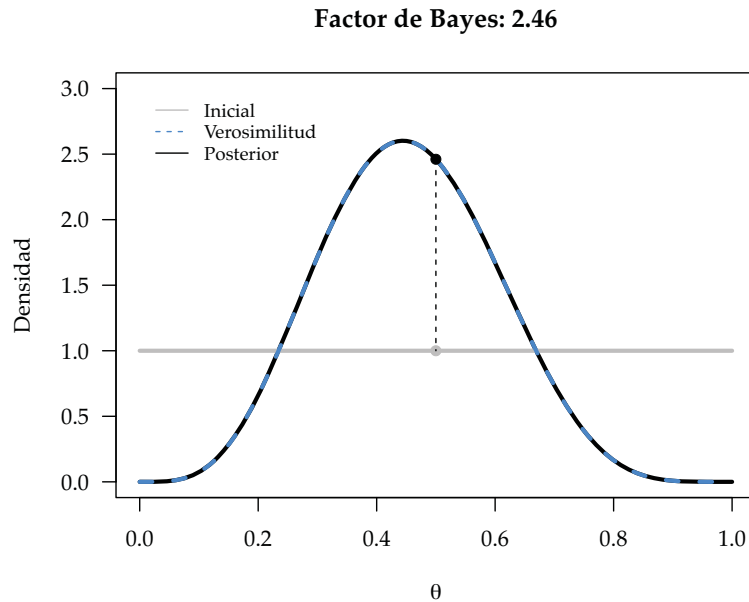


Figura 2.3: Factor de Bayes del ejemplo.

2.3, los datos después de los 9 ensayos soportan la hipótesis de  $\theta = 0.5$  en un factor de 2.46; por lo que se decidiría que es la hipótesis más probable de las puestas a prueba. Es decir, se concluiría que la moneda es justa.

## 2.4. Planteamiento del problema

Con base en lo planteado en este capítulo, es posible plantear la necesidad de generar tareas experimentales confiables que puedan ser usadas en diferentes especies y en humanos a lo largo de su desarrollo; así mismo el uso de técnicas de análisis estadístico que permitan analizar la evidencia empírica de prosocialidad de manera válida.

El carácter de la presente tesis es aportar a estos dos aspectos del estudio de la conducta prosocial.



## 2.5. **Objetivos**

El presente trabajo tuvo dos objetivos principales: 1) evaluar la efectividad de una tarea prosocial (una versión adaptada de la implementada por Horner et al., 2011), usada en diversas especies no humanas, para estudiar la conducta prosocial en niños de primaria (esto permitiría extender los hallazgos a una población mexicana sin el empleo de instrucciones verbales para favorecer una comparación más adecuada con otras especies de animales) y 2) analizar la utilidad de modelos estadísticos bayesianos en el análisis de datos provenientes de este tipo de experimentos. Además, de manera secundaria, se buscó explorar la relación entre la conducta prosocial y las variables sexo, edad y sexo del investigador y compañero de juego.



# Capítulo 3

## Método

### 3.1. Participantes

Participaron 226 niños entre seis y doce años de edad, de dos primarias públicas de la Ciudad de México<sup>1</sup>; de los cuales 124 eran mujeres y 102 hombres, con media de edad de 9 años ( $DE = 1.87$ ).

### 3.2. Aparatos e instrumentos

La tarea se realizó en un salón vacío, en cada una de las respectivas escuelas. Se usó una mesa y cuatro sillas (una para el investigador, una para el compañero de juego, otra para el participante y una más para el observador). Asimismo, se utilizó un tablero de 21.59 x 27.94 cm con la mitad de color amarillo y la otra mitad verde, una pelota de tela, dos recipientes de plástico y lunetas sabor chocolate (Ver Figura 3.1). Adicionalmente, para hacer el registro de las elecciones se usó la aplicación móvil *Countee*<sup>2</sup> y libretas de registro.

---

<sup>1</sup>Se contó con el consentimiento informado tanto de los padres como de las instituciones.

<sup>2</sup>Es una aplicación móvil diseñada para hacer registros conductuales. Especificaciones: <https://www.counteeapp.com>



Figura 3.1: Material utilizado para la tarea.

### 3.3. Procedimiento

Con base en la tarea utilizada por Horner et al. (2011), descrita en el capítulo anterior, se diseñó una versión de la tarea prosocial para niños que se describe a continuación.

A cada niño se le decía que realizaríamos un juego que consistía en colocar la pelota en alguno de los colores del tablero cada vez que se le indicara que eligiera; asimismo, que los dulces acumulados en el recipiente que estaba de su lado podría llevárselos al terminar y los dulces del otro recipiente serían para el compañero de juego (ver Apéndice para una transcripción de las instrucciones).

Debido al interés en capturar la conducta prosocial lo más cercano posible a cómo ocurre comúnmente en el entorno cotidiano de los niños, y con el fin de mantener la capacidad de comparar la tarea con otras especies (a las que no se les pueden dar instrucciones verbales), no se explicaba qué consecuencia tenía cada elección en el juego, ni se daba retroalimentación de su desempeño (i.e., nunca se le dijo si lo hacía “bien” o “mal”)<sup>3</sup>. Sólomente se colocaba la cantidad de lunetas correspondientes dentro del contenedor en cada ensayo, mientras se contaban en voz alta (e.g., al colocar cada luneta en su contenedor se decía “¡uno!”, al colocar la primera, y “¡dos!” al colocar la segunda).

Durante el juego, a cada ensayo, uno de los colores (pro-social) proporcionaba

---

<sup>3</sup>Cabe resaltar que esta es una de las principales diferencias con la mayoría de estudios revisados (ver capítulo 2).

dos chocolates para el participante y dos para su compañero de juego (quien era parte del equipo de investigación), mientras que el otro color (no pro-social) sólo proporciona dos chocolates para el participante; es decir, el jugador recibía dos lunetas en todos los ensayos, lo que elegía es si su compañero recibía o no lunetas. El color que correspondía a cada opción se elegía aleatoriamente para cada participante antes de empezar el juego y era el mismo en todos los ensayos y la tarea se terminada al llegar a los 20 ensayos (con duración total promedio de 8 min). En la Figura 3.2 se presenta un esquema de la configuración de la tarea. Al finalizar la tarea se les hacían las preguntas:

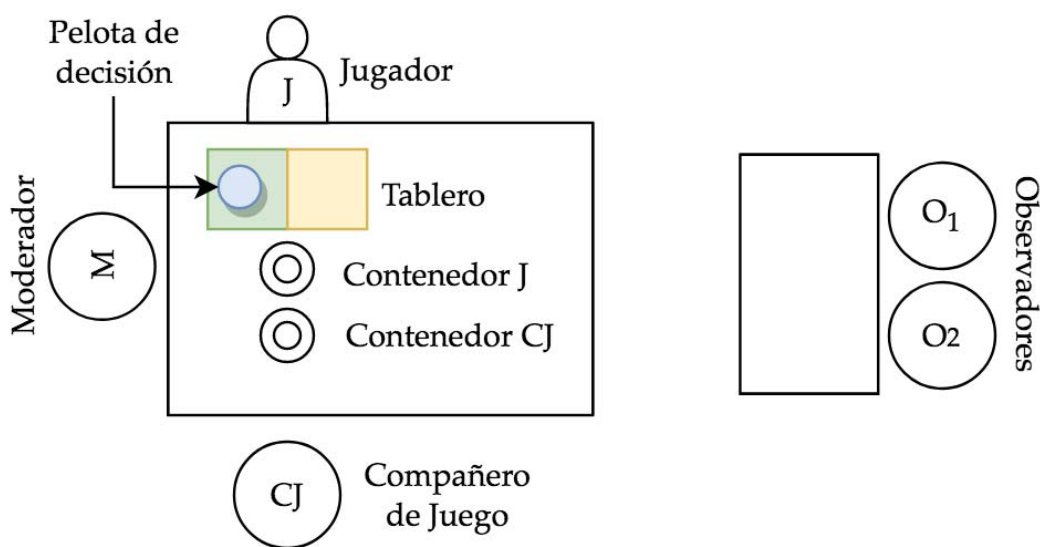


Figura 3.2: Esquema del experimento.

*¿De qué crees que se trató el juego?*

*¿Cómo elegías en qué color poner la pelota?*

Toda la conducta de los participantes se registraba por dos observadores de forma independiente, uno con una libreta y el otro con la aplicación móvil *Countee*<sup>4</sup>. Se tomó registro de su edad, sexo, número de hermanos y hermanas; así como su elección y latencia en cada ensayo y su respuesta a cada pregunta.

<sup>4</sup>Con confiabilidad entre observadores del 97 %, calculada a partir de una muestra aleatoria de 20 registros.

### 3.4. Diseño

Se tuvieron dos condiciones principales: control, donde no había compañero de juego, y experimental, donde había compañero de juego. En ambas condiciones se realizaba el procedimiento señalado anteriormente (lo único que cambiaba es que no se mencionaba a quién le pertenecían las lunetas del otro contenedor en la condición control). También se buscó balancear todas las combinaciones de sexo del participante, investigador y el compañero de juego, asignando pseudoaleatoriamente (llevando conteos en una hoja) a cada participante a la condición con alguna de la combinación posible de sexos. En la Tabla 3.1 se presentan las condiciones a las que fueron asignados los participantes.

Tabla 3.1: Diseño experimental con  $n$  asignada a cada condición.

Condición	Sexo (M-CJ)	n
Control	H	24
Control	M	28
Experimental	HH	43
Experimental	HM	41
Experimental	MM	56
Experimental	MH	34

Además, como se buscaba medir la conducta prosocial y no algún otro tipo de ayuda social donde el jugador espera algún tipo de reciprocidad del compañero de juego (e.g., cooperación, ayuda estratégica), el compañero de juego era otro investigador que no había tenido interacción previa con ninguno de los participantes y se le pedía no dar retroalimentación de ningún tipo a las elecciones del participante.

## 3.5. Análisis estadístico

Todos los análisis estadísticos fueron realizados bajo el marco de inferencia bayesiano, utilizando las siguientes herramientas: JAGS (Hornik, Leisch, Zeileis, & Plummer, 2003), versión 4.3.0, que es un software que permite especificar modelos probabilísticos y aproximar sus distribuciones posteriores a través de una técnica de muestreo conocida como *Cadenas de Markov Montecarlo* (MCMC, por sus siglas en inglés), y R (R Development Core Team, 2011), versión 3.5.0, software estadístico que, en este caso, facilita el procesamiento, graficación y análisis de las muestras generadas por JAGS a través del paquete R2jags (Su & Yajima, 2015), versión 0.5-7.

Además, se verificó la convergencia de la distribución posterior de todos los parámetros de interés a través de métodos gráficos (gráficas de traza, autocorrelación y promedios ergódicos) y numéricos ( $\hat{R}$  entre 1 y 1.05); que son los criterios que tradicionalmente se usan para asegurar que las muestras utilizadas son de la distribución posterior (Gelman & Hill, 2007).

Cabe señalar que todos los modelos utilizados estuvieron basados en los trabajos de Chavez, Villalobos, Baroja, & Bouzas (2017), Lee & Wagenmakers (2014) y Boehm, Marsman, Matzke, & Wagenmakers (2018).





# Capítulo 4

## Resultados

### 4.1. Análisis por condición (Control vs. Experimental)

#### 4.1.1. Análisis descriptivo

Antes de realizar el análisis, se eliminaron del estudio los participantes que no eligieron al menos una vez ambas opciones ( $n = 12$ ), ya que no se puede considerar una elección si el participante no exploró ambas opciones (Martin, Yu, Martin, & Fazio, 2006).

Aquí se muestran los análisis descriptivos de la conducta prosocial presentada por los participantes separados en dos condiciones diferentes: una donde no había compañero de juego (control) y otra donde sí lo había (experimental).

Tabla 4.1: Proporción prosocial en cada condición.

Condición	n	Proporción prosocial promedio
Control	52	0.5038462
Experimental	174	0.5456897

Como se puede ver en la Figura 4.1, la distribución de proporción de elecciones

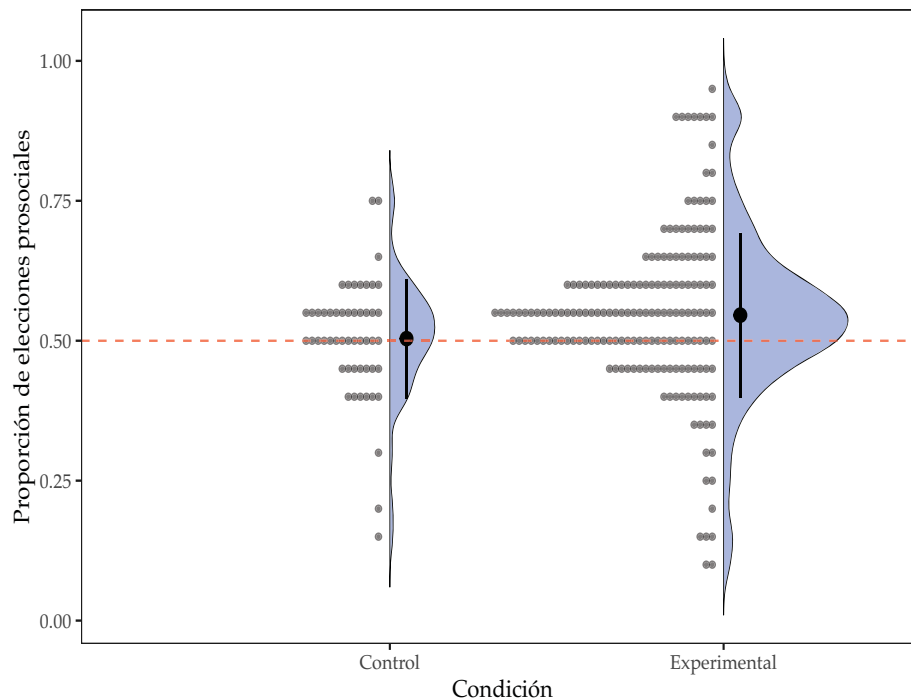


Figura 4.1: Distribución de elecciones prosociales por condición.

prosociales en ambas condiciones difiere ligeramente en su tendencia central (donde se acumula la mayor cantidad de observaciones). Al comparar la línea roja, que representa una proporción de elecciones “indiferente” (i.e., se eligió tantas veces la opción prosocial como la no prosocial), con el punto negro (que señala la media de cada distribución) se puede ver que, mientras la tendencia central de los participantes en la condición control es muy cercana a esta proporción ( $\bar{x}_{\text{control}} = 0.50$ ) la de los participantes en la condición experimental es superior ( $\bar{x}_{\text{experimental}} = 0.55$ ; Tabla 4.1).

### 4.1.2. Modelo Jerárquico para diferencia de proporciones

Recientemente Boehm et al. (2018) presentaron un análisis analítico y numérico, donde argumentaban que la aproximación más utilizada por los investigadores para analizar datos (frecuentista y no jerárquica [e.g.,  $t$  de student, ANOVA de efectos fijos]), genera estimaciones con subestimación de la varianza, así como decisiones sesgadas en favor de la hipótesis nula; es decir, que puede llevar a conclusiones erróneas con más frecuencia de la estipulada en la prueba. Esto fue ejemplificado con la prueba  $t$  para la diferencia entre dos grupos, donde además presentaron un modelo más adecuado (bayesiano y jerárquico) para realizar este tipo de análisis y demostraron con simulaciones que este corregía los problemas de estimación mencionados.

Adaptando el modelo presentado por Boehm et. al (2018), para modelar diferencia de proporciones, se plantea un modelo bayesiano jerárquico con el fin de responder a la pregunta *¿La tarea prosocial utilizada es capaz de detectar prosocialidad en la muestra de niños utilizada?* que planteada a nivel estadístico es equivalente a *¿Hay diferencia de conducta prosocial presentada entre las condiciones experimental y control?*

#### ■ Modelo

La Figura 4.2 presenta el Modelo Gráfico que corresponde al modelo jerárquico utilizado, cuyos elementos principales son: el nodo  $d$  señala la decisión en cada ensayo (se asume que los ensayos son *intercambiables*<sup>1</sup> entre sí, por eso está dentro de un rectángulo denominado plato) hecha por cada participante (los cuales también se asumen intercambiables), que es está modelado como el resultado de un proceso Bernoulli con parámetro  $\theta$  (que representa la probabilidad de elegir la opción prosocial); estos parámetros son diferentes para cada condición (indicados con las letras  $e$  y  $c$ ).

Es en la relación de los nodos superiores con los inferiores donde recae la naturaleza jerárquica del modelo: la distribución del parámetro de interés (en este caso  $\theta$ ) depende a su vez de otro par de parámetros ( $\mu$  y  $\sigma$ ), que a su vez tienen

---

<sup>1</sup>Es decir, que su distribución es invariante ante permutaciones, una vez conocido  $\theta$  (Gelman et al., 2013).

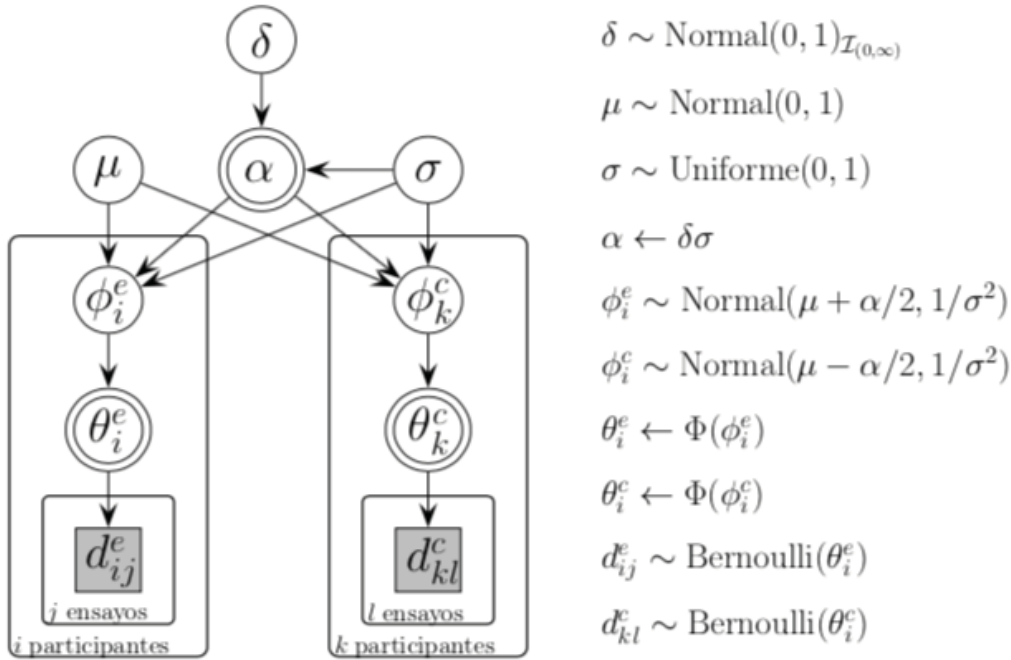


Figura 4.2: Diagrama de platos del modelo jerárquico para diferencia de proporciones.

una distribución, con parámetros propios (que se denominan *hiperparámetros*; ya que controlan la distribución de los parámetros de la jerarquía inferior). En un modelo no jerárquico sólo habría una distribución de  $\theta$  con parámetros  $\mu$  y  $\sigma$  fijados en un valor especificado (para ver un ejemplo de notación de un modelo similar en su versión no jerárquica, ver Boehm et. al (2018) pp. 19, Figura 2).

En pocas palabras, es una especie de prueba  $t$  jerárquica para diferencia de proporciones, donde se toman en cuenta las diferencias individuales de los participantes, así como las elecciones ensayo a ensayo y el parámetro de interés es  $\delta$ , que se define como el tamaño del efecto estandarizado de condición ( $\delta = \frac{\mu^e - \mu^c}{\sigma}$ ).

Cabe mencionar que en todos los nodos se utilizaron distribuciones iniciales poco informativas; excepto para el caso de  $\delta$ , debido a que todos los estudios consultados donde utilizaron una tarea similar encontraron una diferencia entre ambas condiciones que siempre fue positiva, a favor de la condición experimental (e.g., Blake et al., 2015; House et al., 2012, 2013), por lo que se restringió la distribución inicial de  $\delta$  a valores mayores o iguales a 0 (a través de la variable indicadora  $\mathcal{I}_{(0, \infty)}$ ). En la Figura 4.3 se

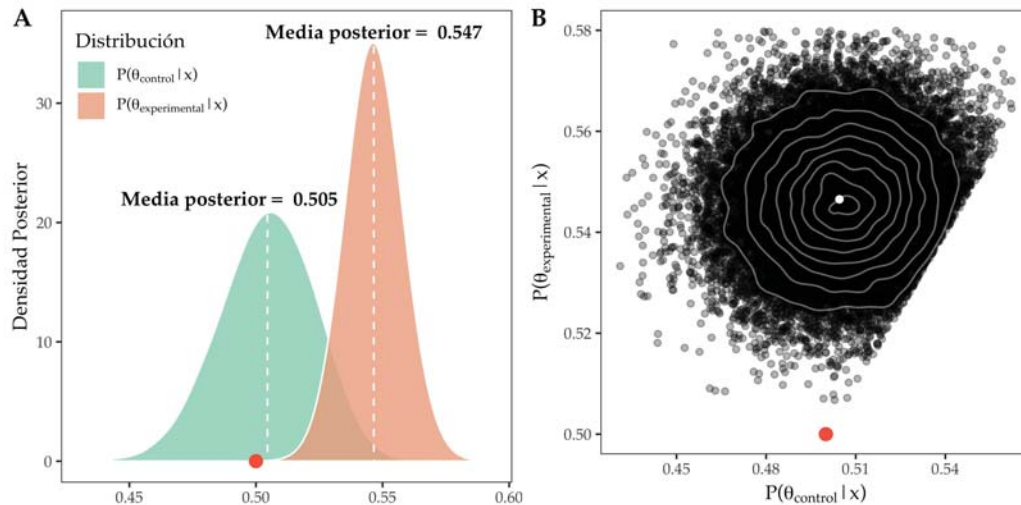


Figura 4.3: Distribución posterior marginal (A) y conjunta (B) de proporción de elección prosocial estimada por condición.

presentan las densidades marginales (A) y conjunta (B) de la distribución posterior de la proporción de conducta prosocial presentada por cada grupo. Se puede observar que aunque hay varios posibles valores donde ambos grupos podrían presentar la misma proporción de conducta prosocial, la densidad de muestras posteriores (puntos) es muy escasa en comparación con los puntos en donde difieren (la combinación de proporciones presentadas donde hay más puntos, y por lo tanto es más probable, es en los valores de  $P(\theta_{experimental} | x)$  y  $P(\theta_{control} | x)$  cercanos a 0.54, y 0.5 respectivamente). Se resalta con un punto rojo la combinación en donde ambos grupos habrían respondido con proporción 0.5; como se puede ver, la probabilidad de que ambos grupos presenten esta proporción es muy baja.

Si bien esta figura ya señala una muy probable diferencia entre los dos grupos; el parámetro sobre el que se busca hacer inferencia es sobre el tamaño del efecto,  $\delta$ . La Figura 4.4 presenta la distribución posterior de  $\delta$ . Puede verse cómo los valores posibles son positivos y donde se concentra la mayor densidad de probabilidad es alrededor de 0.5 (95% HDI [0.012;0.912]), que es la media de la distribución; esto es, el tamaño del efecto estandarizado más probable es 0.5, a favor del grupo experimental.

En la aproximación bayesiana, una manera de decidir entre dos hipótesis (en este caso entre si los dos grupos son iguales o no) y analizar qué tanto se soporta una

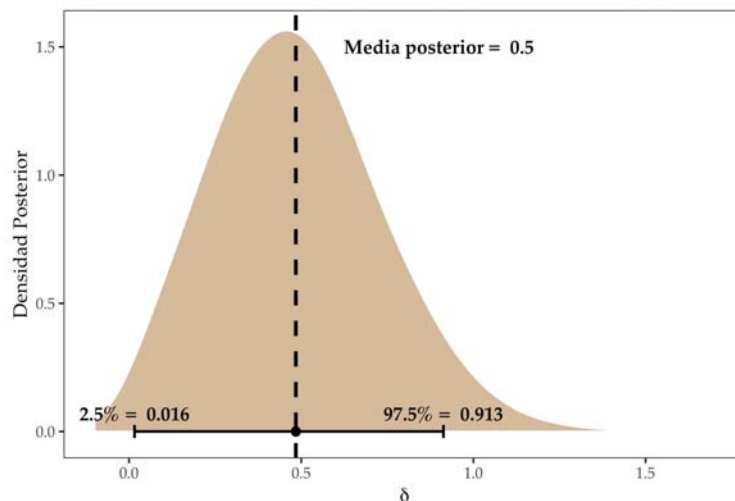


Figura 4.4: Distribución posterior del tamaño del efecto ( $\delta$ ).

hipótesis sobre otra con base en los datos, es a través del **Factor de Bayes**, que de manera general se puede interpretar como “a la luz de la evidencia, por qué factor deben actualizarse la información inicial” (ver Lee & Wagenmakers, 2014 para una explicación más detallada de esta técnica). En este caso, ya que se plantea  $H_0 : \delta = 0$  y  $H_1 : \delta > 0$ , bajo el método Savage Dickey para estimar Factores de Bayes (Lee & Wagenmakers, 2014), se calcula la razón entre  $\delta = 0$  bajo la distribución inicial y  $\delta = 0$  en la posterior;<sup>2</sup> el cual resultó 2.3 (i.e., bajo este modelo y a la luz de los datos, la hipótesis de  $\delta > 0$  se soporta 2.3:1).

En conclusión, se encontró un tamaño del efecto estandarizado ( $\delta$ ) de 0.5 [considerado tradicionalmente como un efecto “moderado” (Cohen, 1988)] entre la proporción de elecciones prosociales observada en el grupo control, con el valor posterior más probable de 0.5, y el grupo experimental, donde el valor posterior más probable fue 0.55. Al realizar un contraste de hipótesis ( $H_0 : \delta = 0$  vs.  $H_A : \delta > 0$ ) vía Factor de Bayes, resultó que los datos favorecen la hipótesis  $H_A : \delta > 0$  sobre  $H_0 : \delta = 0$  en una razón de 2:1 (considerada como fuerza de evidencia a penas digna de mencionarse, según Lee & Wagenmakers, 2014); lo cual señala que lo más probable es que los participantes sí fueron sensibles a la presencia de un compañero de juego y que la

<sup>2</sup>Esto se llevó a cabo con una estimación no paramétrica de ambas distribuciones usando el paquete `polspline` en R.

tarea fue capaz de detectar este efecto “prosocial”.

Una vez concluido este análisis, debido a que se busca analizar la conducta prosocial detectada por la prueba, en las siguientes secciones sólo se analizan los datos de la condición experimental ( $n = 174$ ).

## 4.2. Detección de jugadores que eligieron al azar

### 4.2.1. Análisis descriptivo

Al graficar la distribución de proporción de conducta prosocial en los participantes (Figura 4.5) se observa que la mayoría se concentra en valores cercanos a 0.5; además, se observa una concentración (aunque menor) en los valores cercanos a 0.9 y a 0.2.

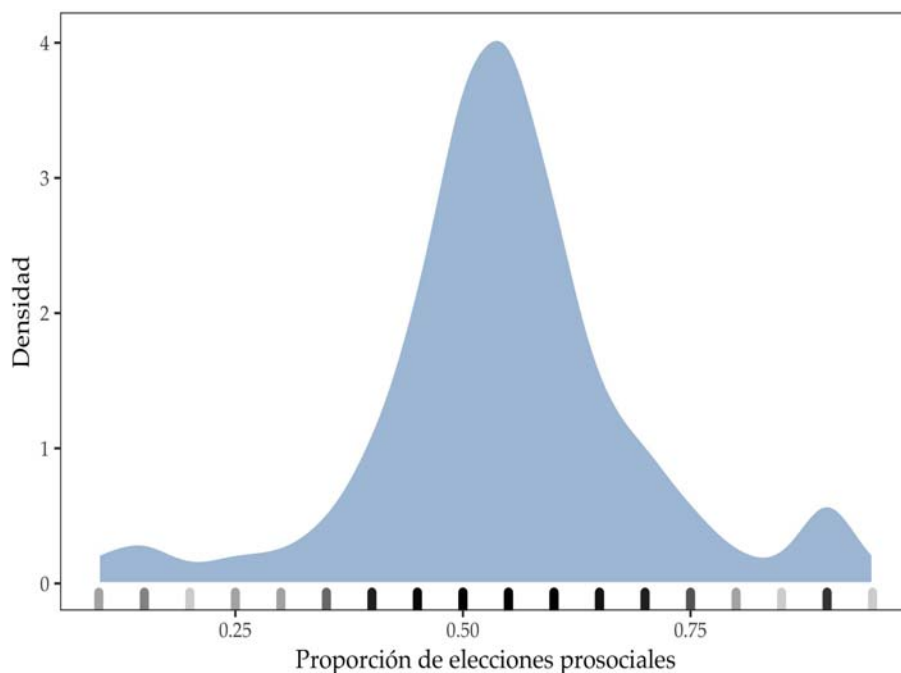


Figura 4.5: Gráfica de densidad de proporción de conducta prosocial.

### 4.2.2. Modelo de mezclas latentes para detectar “contaminantes”

La mayoría de técnicas estadísticas utilizadas para el análisis de datos asumen que los datos observados provienen de una sola distribución; por ejemplo, que la estatura de cierta población proviene de una distribución normal con media y varianza específica. Pero ¿qué ocurre cuando los datos provienen de una combinación (*mezcla*) de distribuciones? esto se puede ejemplificar con distribuciones de datos con



más de una moda (la Figura 4.6 ilustra una *mezcla* de dos distribuciones normales), los cuales parecen estar compuestos por subpoblaciones (denominados componentes). Los modelos de mezclas modelan este tipo de datos y permiten encontrar la forma

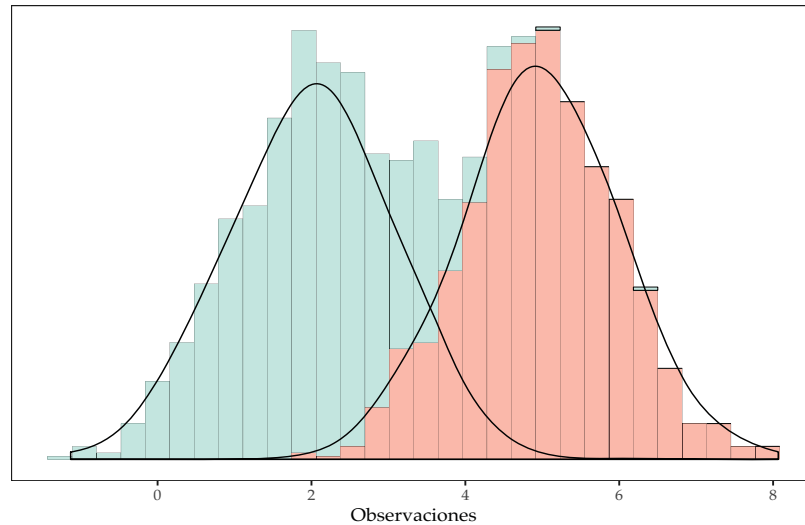


Figura 4.6: Mezcla de dos normales.

(i.e., encontrar los parámetros más probables) de la distribución de cada componente, así como asignar cada observación con cierta probabilidad a cada grupo (Robinson, 2017). Si, por ejemplo, al estudiar estaturas se encontrara una distribución similar a la de la Figura 4.6, en vez de asumir una sola distribución se modelarían los datos con dos subpoblaciones (e.g., una de estaturas muy altas y otra de estaturas muy bajas), con distribución normal cada una (con sus correspondientes parámetros) y se asignaría cada sujeto a una de ellas con probabilidad particular. Como las distribuciones y la pertenencia a cada grupo no son un aspectos observados, sino que se infieren (i.e., se modela como una característica *latente* de cada sujeto), a este tipo de modelos se les denomina *modelos de mezclas latentes* (Lee & Wagenmakers, 2014).

Estos modelos tienen varias aplicaciones en psicología; por ejemplo, para detectar individuos mentirosos en una prueba de desempeño (Ortega, Wagenmakers, Lee, Markowitsch, & Piefke, 2012), encontrar estilos de respuesta ante una prueba psicométrica (Sheng, Rauch, Finch, & Huang, 2016) o evidencia contaminante en publicaciones científicas en psicología (Gronau, Duizer, Bakker, & Wagenmakers, 2017). Una de las aplicaciones más interesantes en el área experimental, es la propuesta

recientemente por Zeigenfuse & Lee (2010), que plantea que es posible distinguir con estos modelos entre individuos o procesos denominados *contaminantes*, definidos como aquellos cuyo comportamiento depende de un proceso diferente al de interés en un estudio, de aquellos que los que no lo son. Este podría ser un aporte importante en el área, ya que, como argumentan los autores, las observaciones contaminantes pueden causar graves problemas de estimación y, en consecuencia, de inferencia estadística.

En el caso del presente trabajo, el modelo utilizado asume que los participantes provienen de la mezcla de dos grandes grupos: el azaroso (“contaminante”), que asigna probabilidad 0.5 de elegir cualquiera de las opciones a lo largo de los 20 ensayos (i.e., es equivalente a “echar un volado” en cada ensayo) y el grupo no azaroso (“no contaminante”), el cual asigna una probabilidad diferente de 0.5 (puede ser mayor o menor) a cada opción en cada ensayo. Por lo que se busca responder ¿Cuáles participantes tuvieron un patrón de decisión azaroso y cuáles no?

- Modelo

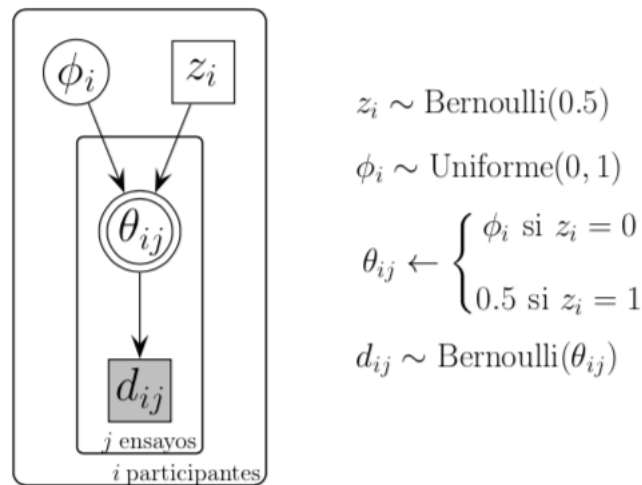


Figura 4.7: Diagrama de platos del modelo de mezclas para detectar contaminantes.

La Figura 4.7 presenta el Modelo Gráfico que corresponde al modelo de mezclas utilizado, cuyos elementos principales son: el nodo  $d$  que señala la decisión en cada ensayo hecha por cada participante, que es está modelado como el resultado de un

proceso Bernoulli con parámetro  $\theta$  (que representa la probabilidad de elegir la opción prosocial); éste puede tomar dos valores: 0.5, que modela un patrón de juego azaroso, o un valor  $\phi$ , que puede ser mayor o menor a 0.5 y modela un patrón de juego no azaroso. A qué tipo clase de jugador pertenece cada participante está determinado por la variable indicadora  $z$  (que *mezcla* ambos grupos), donde  $z = 0$  si el participante pertenece al grupo no contaminante y  $z = 1$  si pertenece al contaminante.

Una vez obtenidas las muestras de la distribución posterior de  $z$ , se eligió como punto de corte para asignar a uno de los dos grupos la probabilidad de pertenencia ( $z$  en este modelo) mayor a 0.5 (retomando el criterio utilizado por Chavez et al. (2017)); así, por ejemplo, si un participante tiene  $z > 0.5$  se considera que pertenece al grupo contaminante y en el caso complementario ( $z \leq 0.5$ ), se asigna al grupo no contaminante. En la Figura 4.8 se presentan 3 casos ilustrativos de cómo funciona el modelo. Al graficar la elección en cada ensayo de los participantes (Figura 4.8, B),

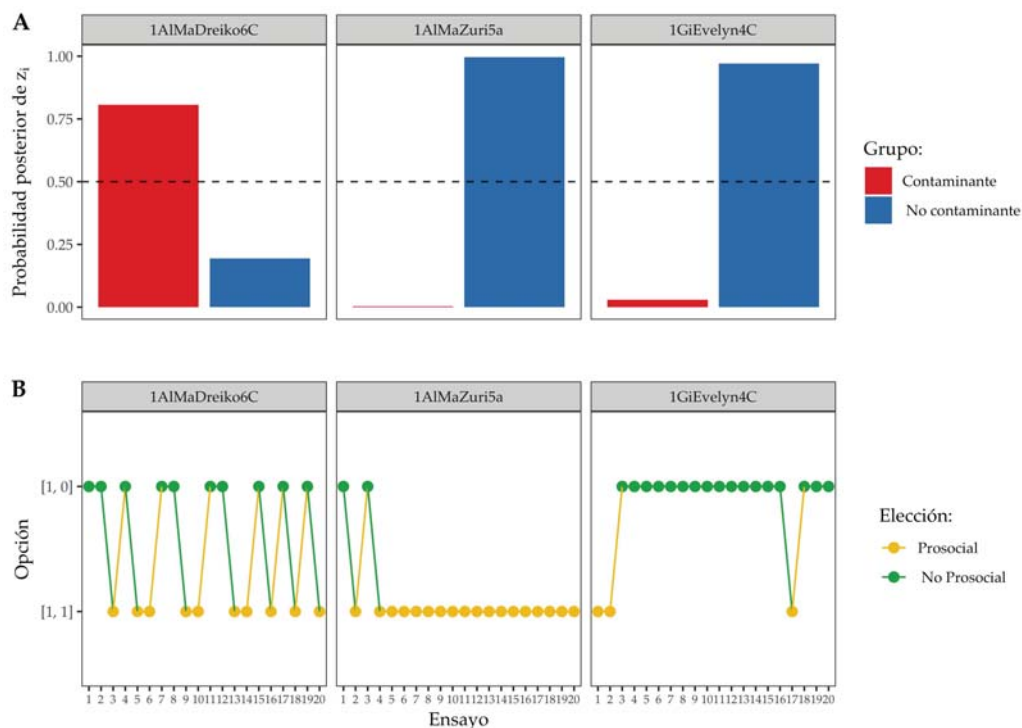


Figura 4.8: Probabilidad posterior de pertenencia al grupo contaminante y al no contaminante (Panel A) y datos de elección (Panel B) de tres participantes (uno por columna) que ejemplifican el funcionamiento del modelo. La línea punteada en el Panel A indica el umbral de clasificación.

se puede ver que el modelo clasifica como contaminantes (Figura 4.8, A) a aquellos participantes que tienen un patrón de juego que cambia constantemente a lo largo de los ensayos, mientras que clasifica como no contaminantes a los que tienen un patrón consistente de elección; ya sea en favor de una u otra opción. Esto ilustra que el modelo efectivamente sirve para discriminar entre participantes azarosos y los que no lo son.

Bajo este modelo se clasificaron a 139 participantes como contaminantes (i.e., con un patrón de juego azaroso) y 35 como no contaminantes (i.e., con un patrón consistente de elección). En la Figura 4.9 se presentan las elecciones individuales de estos últimos. Se puede observar que aunque todos tienen un patrón discriminable de elección, hay variabilidad entre los sujetos (contrastar las elecciones el participante 1GioAlMelodi5b con las del participante 2AlMaValeria3B como un ejemplo); lo cual ilustra que el modelo permitió separar el ruido debido a la variabilidad individual del provocado por patrones azarosos de elección. En conclusión, el modelo utilizado permitió detectar y clasificar aquellos participantes que en el grupo experimental eligieron de manera azarosa (i.e., sin una preferencia ni patrón claro de elección a través de los ensayos) y aquellos que eligieron con un patrón de elección no azaroso (con una preferencia y elecciones consistentes a lo largo de los ensayos). Se detectaron 139 participantes con un patrón de elección azarosa y 35 participantes con un patrón no azaroso. En los análisis subsecuentes sólo se analizan los participantes no azarosos.

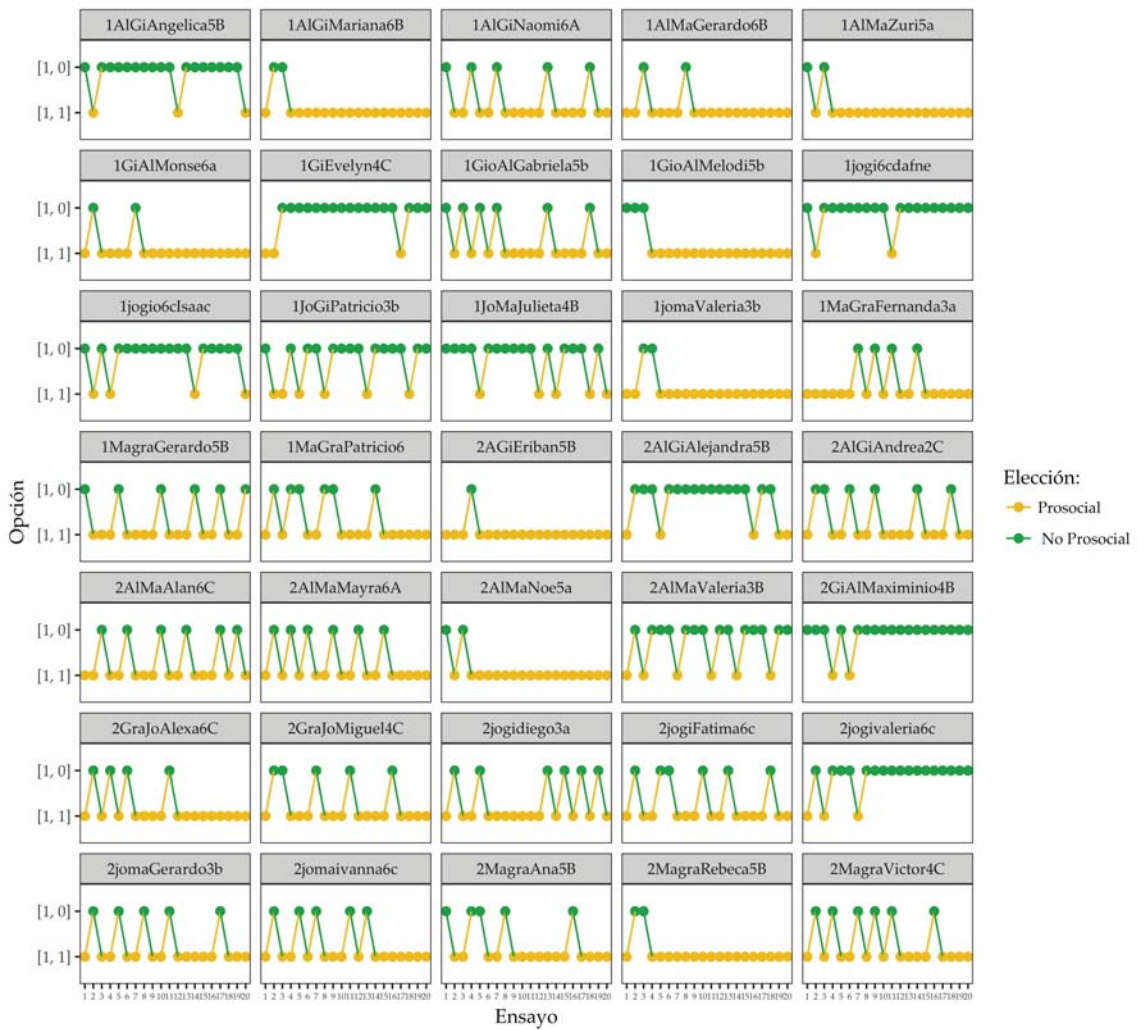


Figura 4.9: Patrones de elección de los participantes clasificados como no contaminantes.

### 4.3. Detección de sub-grupos de jugadores

#### 4.3.1. Análisis descriptivo

Una vez filtrados los participantes azarosos, al graficar la distribución de proporción de conducta prosocial en el resto de los participantes se observa que las proporciones observadas se agrupan en los valores altos y bajos de conducta prosocial (Figura 4.10).

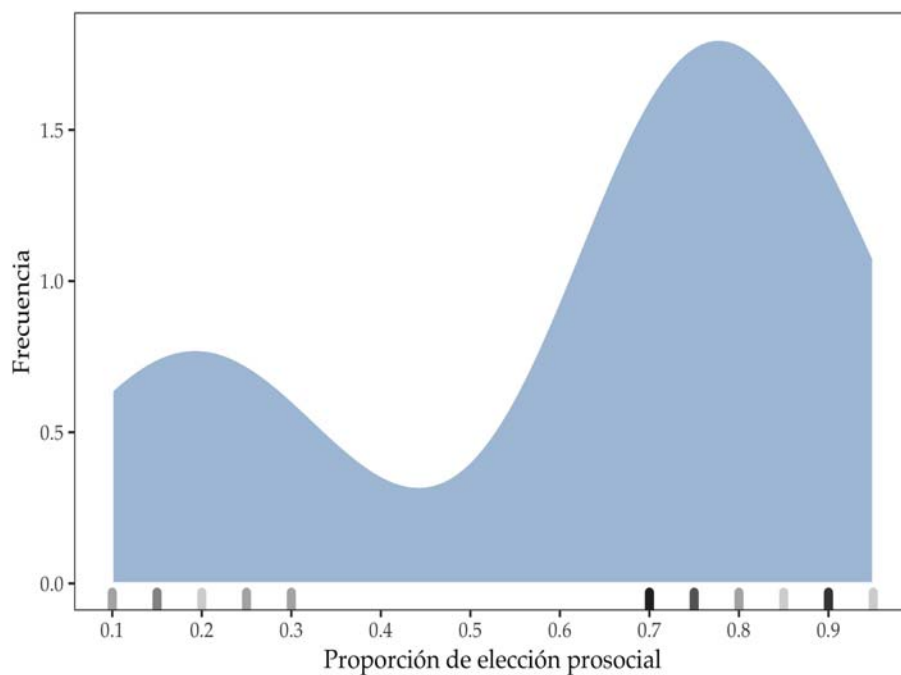


Figura 4.10: Gráfica de densidad de proporción de conducta prosocial en participantes que no jugaron al azar.

#### 4.3.2. Modelos de mezclas latentes para detección de sub-grupos

El modelo anterior sólo permitía detectar dos tipos de elección: azarosa y no azarosa. Aquí se presenta una aproximación con modelos de mezclas jerárquicos (i.e., que detectan subgrupos tomando en cuenta la información ensayo a ensayo de cada sujeto, de manera similar al modelo de diferencia de proporciones) que permiten

identificar dos o más sub-poblaciones en los datos de jugadores no azarosos. Aunque la Figura 4.10 parece indicar claramente que hay dos subgrupos; en un ejercicio metodológico similar al propuesto por Chavez et al. (2017) donde se utiliza un método general para encontrar subgrupos de participantes en una tarea (en su caso lo ilustran con una tarea de descuento intertemporal), se proponen tres modelos, se elige entre ellos y se muestra desempeño del mejor modelo.

### Modelo 1 (Una mezcla)

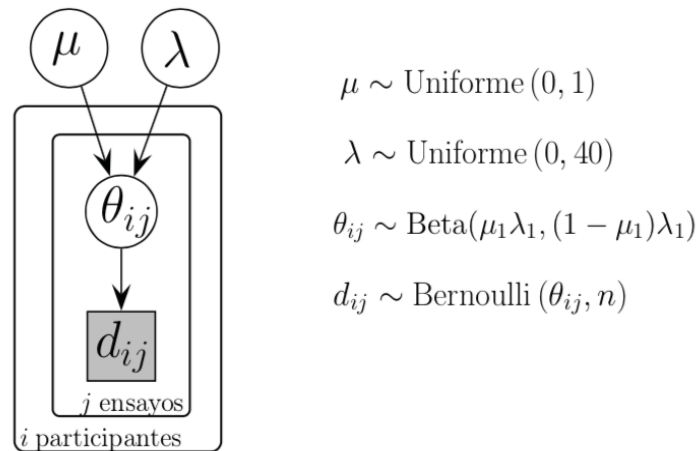
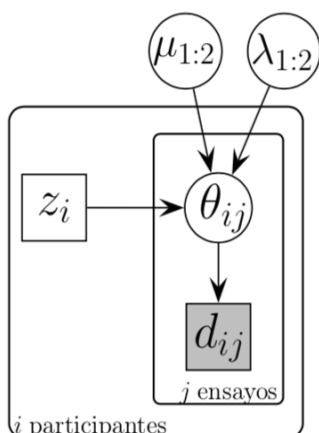


Figura 4.11: Diagrama de platos del modelo de una mezcla.

El modelo de una mezcla (Figura 4.11) modela las decisiones observadas como el producto de un proceso conformado de la siguiente manera: en cada ensayo  $j$ , el participante  $i$  elige entre ambas opciones a través de un proceso Bernoulli, el cual está controlado por el número de ensayos ( $n$ ) y la probabilidad de elegir la opción prosocial ( $\theta_{ij}$ ); el cual a su vez está controlado por una distribución Beta cuyos parámetros ( $\alpha$  y  $\beta$ ) son reparametrizados con una media grupal  $\mu = \alpha / (\alpha + \beta)$  y una precisión  $\lambda = \alpha + \beta$ ; a las cuales se les asignan distribuciones poco informativas ( $\text{Uniforme}(0, 1)$  y  $\text{Uniforme}(0, 40)$ , respectivamente).



$$\mu_1 \sim \text{Uniforme}(0, 1)$$

$$\mu_2 \sim \text{Uniforme}(\mu_1, 1)$$

$$\lambda_{1:2} \sim \text{Uniforme}(0, 40)$$

$$z_i \sim \text{Cat}\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right)$$

$$\theta_{ij} \sim \begin{cases} \text{Beta}(\mu_1 \lambda_1, (1 - \mu_1) \lambda_1) & \text{si } z_i = 1 \\ \text{Beta}(\mu_2 \lambda_2, (1 - \mu_2) \lambda_2) & \text{si } z_i = 2 \end{cases}$$

$$d_{ij} \sim \text{Bernoulli}(\theta_{ij}, n)$$

Figura 4.12: Diagrama de platos del modelo de dos mezclas.

### Modelo 2 (Dos mezclas)

En el caso del modelo de dos mezclas (Figura 4.12), se asume un proceso con las mismas características que en el modelo anterior, pero con una diferencia esencial: ahora la conducta observada es modelada como el producto de la *mezcla* de dos grupos, representados por dos distribuciones posibles de  $\theta_{ij}$ : una distribución Beta con parámetros  $\mu_1 \lambda_1$  y  $(1 - \mu_1) \lambda_1$  y otra con parámetros  $\mu_2 \lambda_2$  y  $(1 - \mu_2) \lambda_2$ , donde  $\mu_2$  está restringida a ser mayor que  $\mu_1$ . Asimismo, la pertenencia de cada participante a uno de los dos grupos es modelada por el parámetro  $z_i$ .

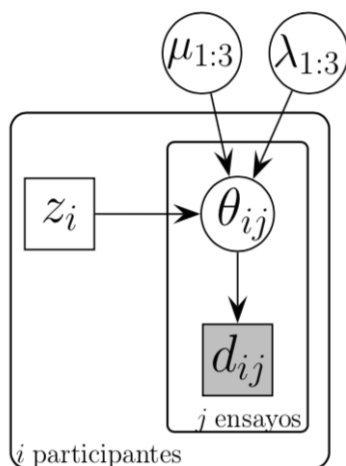
### Modelo 3 (Tres mezclas)

El modelo de tres mezclas (Figura 4.13) extiende el modelo anterior, agregando otra distribución posible a la mezcla controlada por los parámetros  $\mu_3 \lambda_3$  y  $(1 - \mu_3) \lambda_3$ .

Al comparar los tres modelos propuestos, se está evaluando qué número de grupos es más coherente con los datos: un sólo un grupo (Modelo de una mezcla), dos grupos (Modelo de dos mezclas) o tres grupos (Modelo de tres mezclas)<sup>3</sup>. Una manera de elegir cuando se comparan modelos bayesianos jerárquicos es a través del

<sup>3</sup>No es difícil generalizar este modelo para más de tres grupos.





$$\mu_1 \sim \text{Uniforme}(0, 1)$$

$$\mu_2 \sim \text{Uniforme}(\mu_1, 1)$$

$$\mu_3 \sim \text{Uniforme}(\mu_2, 1)$$

$$\lambda_{1:3} \sim \text{Uniforme}(0, 40)$$

$$z_i \sim \text{Cat}\left(\frac{1}{3}, \frac{1}{3}, \frac{1}{3}\right)$$

$$\theta_{ij} \sim \begin{cases} \text{Beta}(\mu_1 \lambda_1, (1 - \mu_1) \lambda_1) & \text{si } z_i = 1 \\ \text{Beta}(\mu_2 \lambda_2, (1 - \mu_2) \lambda_2) & \text{si } z_i = 2 \\ \text{Beta}(\mu_3 \lambda_3, (1 - \mu_3) \lambda_3) & \text{si } z_i = 3 \end{cases}$$

$$d_{ij} \sim \text{Bernoulli}(\theta_{ij}, n)$$

Figura 4.13: Diagrama de platos del modelo de tres mezclas.

Criterio de Información, DIC, que puede interpretarse como una medida de ajuste global de acuerdo a la cual los valores más pequeños están asociados con el modelo que tiene mayor poder predictivo (Gelman & Hill, 2007). En la Figura 4.14 se presenta la distribución de la Devianza (que es el principal insumo del DIC) para cada modelo; así como el DIC correspondiente. A pesar de ser un modelo más complejo (i.e., tener más parámetros; comparar Figura 4.12 con 4.13) la devianza y el DIC del modelo de dos mezclas (726.39) es menor en comparación con el de una mezcla (750.58), lo cual indica que tiene un mejor ajuste; al compararlo con el modelo de 3 mezclas, la devianza es prácticamente la misma (se espera que un modelo que mejora el ajuste disminuya en más de 1 el DIC; Gelman & Hill, 2007), por lo que aumentar un componente al modelo no mejora el ajuste. Con base en esto se elige el modelo de dos mezclas. En la Figura 4.15 (A) se grafican las dos distribuciones posteriores detectadas por el modelo; así como la de asignación de los 35 participantes a cada grupo (Figura 4.15, B). Las áreas donde se concentran la mayor parte proporciones observadas en los participantes (distribución de color azul), coincide con las áreas donde las distribuciones detectadas asignan mayor probabilidad; esto quiere decir que el resultado es coherente con lo

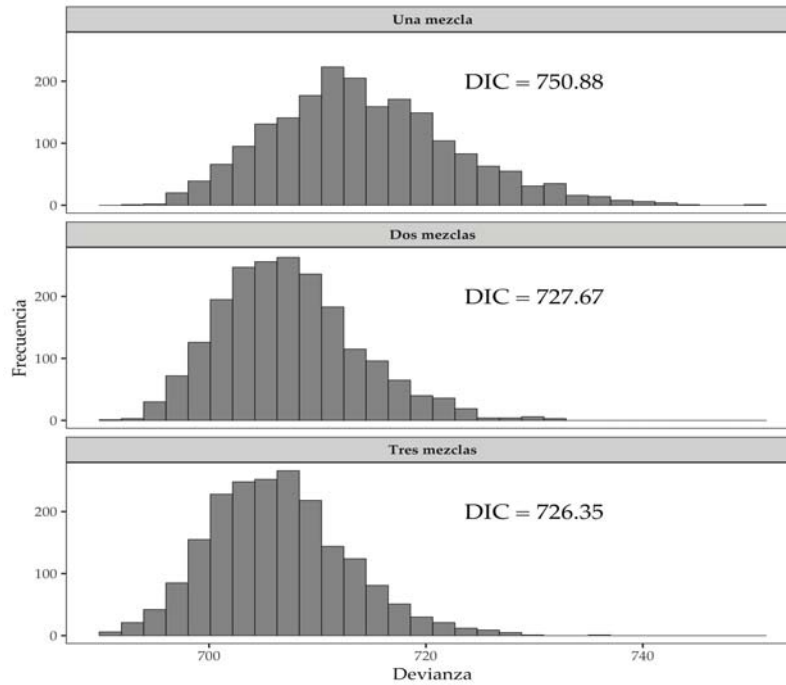


Figura 4.14: DIC y distribución de la Devianza para los tres modelos de mezclas.

observado. Además, como las distribuciones de los dos subgrupos no se traslapan, en gran parte debido a los participantes filtrados por el modelo de contaminantes, la discriminación del modelo es casi perfecta (Figura 4.15), B). Al hacer una inspección visual de las decisiones en cada ensayo de cada participante de acuerdo a su distribución asignada (Figura 4.16), se corrobora que el modelo de dos mezclas detectó dos grupos: uno que eligió consistentemente la opción en donde su compañero de juego recibía dulces (opción  $[1, 1]$ ), al cual se puede nombrar como grupo “prosocial” (color verde en la Figura 4.16; y otro que eligió consistentemente la opción donde su compañero no recibía dulces ( $[1, 0]$ ), que es el grupo “no prosocial”

En resumen, al probar tres modelos de mezclas, el modelo que tuvo un mejor ajuste a los datos fue el que asumía dos grupos diferentes: uno de participantes con proporciones altas de elección prosocial (mayor a 0.6; “jugadores prosociales”) y uno de participantes con proporciones bajas de elección prosocial (menor a 0.4; “jugadores no prosociales”). Se comprobó que el desempeño del modelo para clasificar a los participantes fue considerablemente bueno, debido a que las dos distribuciones

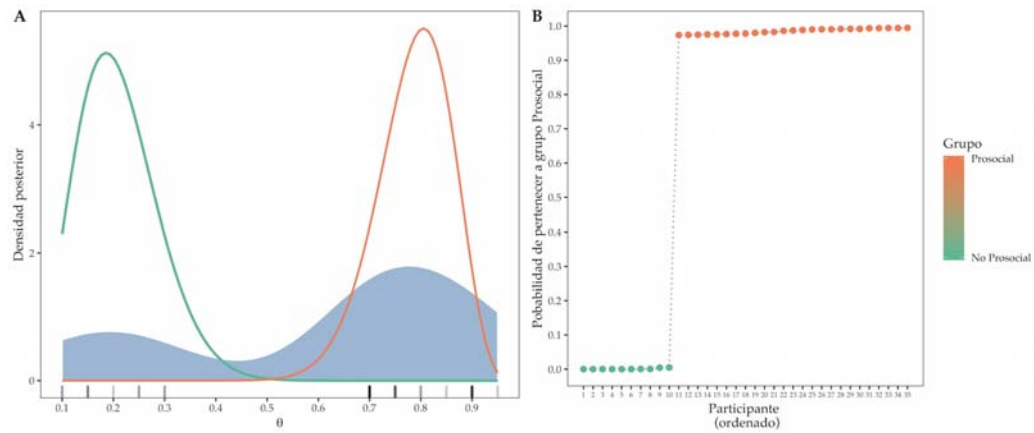


Figura 4.15: Resultado del modelo de dos mezclas. Se grafican las distribuciones más probables detectadas por el modelo comparadas con la distribución muestral (A) y la clasificación de cada participante a uno de los dos componentes (B).

posteriores estimadas fueron discriminables y se ilustró la coherencia de los resultados del modelo con los patrones observados.

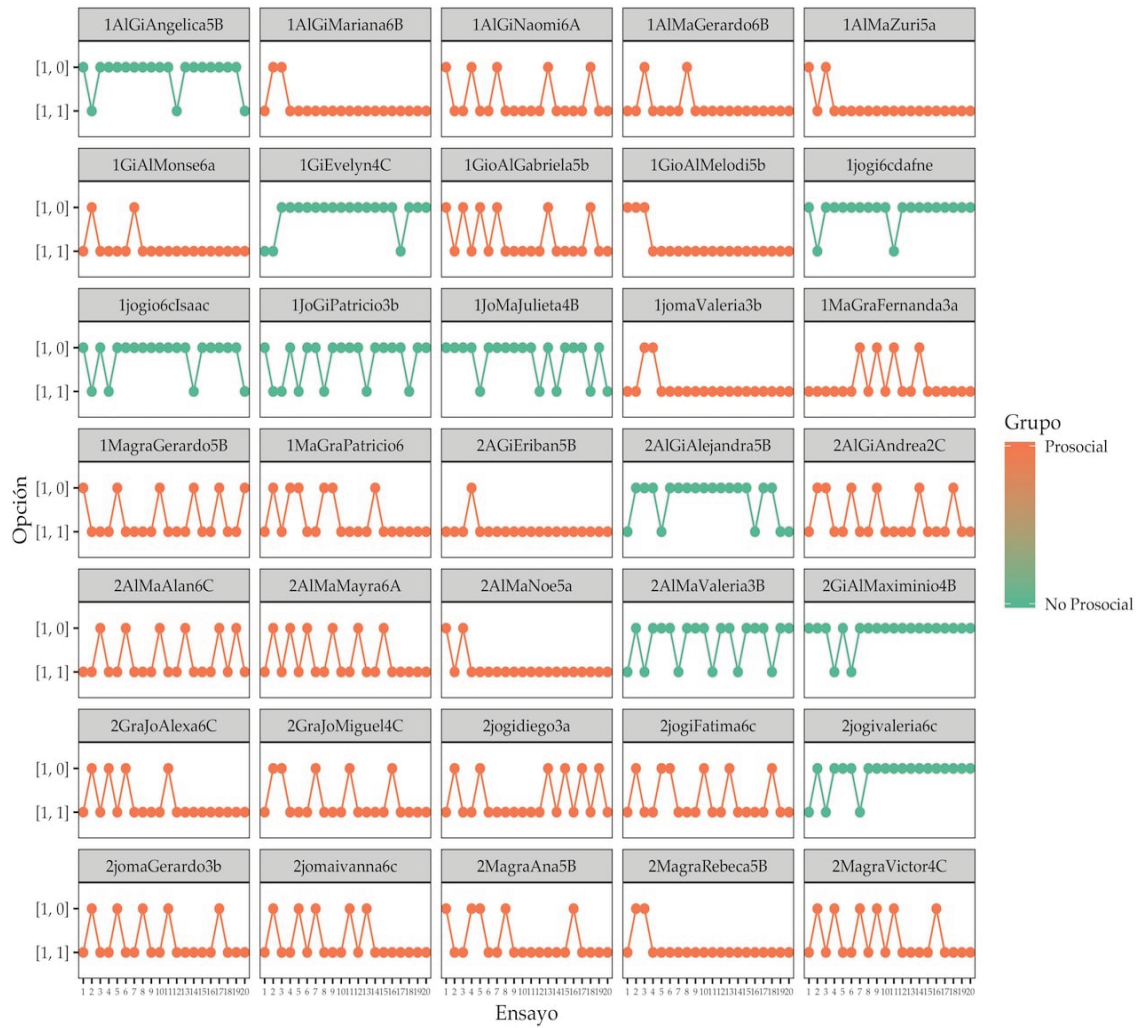


Figura 4.16: Elecciones de cada participante, coloreados de acuerdo con grupo asignado.

## 4.4. Regresión logística de mezclas

Una vez filtrados los participantes azarosos e identificada adecuadamente la estructura de la muestra (dos subpoblaciones), es posible *explorar*<sup>4</sup> la relación entre la conducta prosocial y algunas de las variables medidas, como sexo y edad.

- Modelo

Después de plantear un modelo de regresión bayesiana logística de mezclas (toma en cuenta las dos subpoblaciones encontradas en el análisis anterior) con todas las variables medidas y realizar un procedimiento de selección de modelos a través del criterio de *validación cruzada*<sup>5</sup>, a continuación se describen los resultados del modelo ajustado.

El mejor modelo resultó aquel que modela la proporción de conducta prosocial como función de las variables sexo, edad y condición experimental. En la Figura 4.17

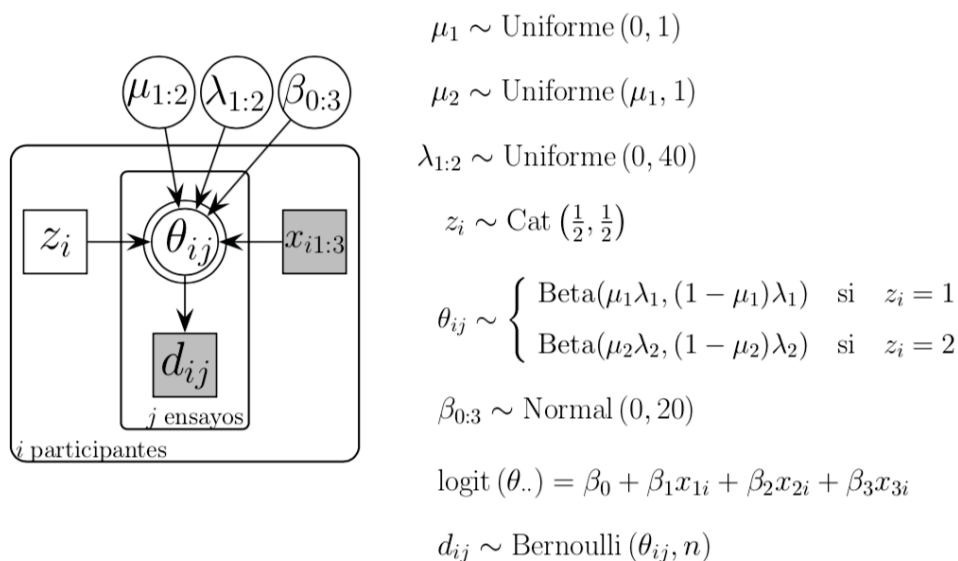


Figura 4.17: Diagrama de la regresión logística de mezclas.

se puede observar que el modelo seleccionado extiende el modelo de dos mezclas

<sup>4</sup>Debido a que se eliminó a más de la mitad de los participantes de este análisis y que no era el objetivo principal de este estudio confirmar alguna relación entre variables, es importante aclarar que este análisis no puede considerarse como confirmatorio o de contraste de hipótesis.

<sup>5</sup>Este procedimiento consiste en que, después de partir la base de datos analizada en dos partes, con una parte se ajusta el modelo y se hacen predicciones que se validan con la otra mitad de los datos y se mide el error de predicción para cada modelo (Gelman & Hill, 2007).

(Figura 4.12) incorporando las observaciones  $x_{1:3}$  de cada participante, que en este caso corresponden a las variables `edad`, `sexo` y `condición experimental` modelando su relación con la proporción de conducta prosocial presentada ( $\theta$ ) a través de los parámetros  $\beta_{1:3}$ . Al graficar los efectos marginales de cada variable sobre la conducta

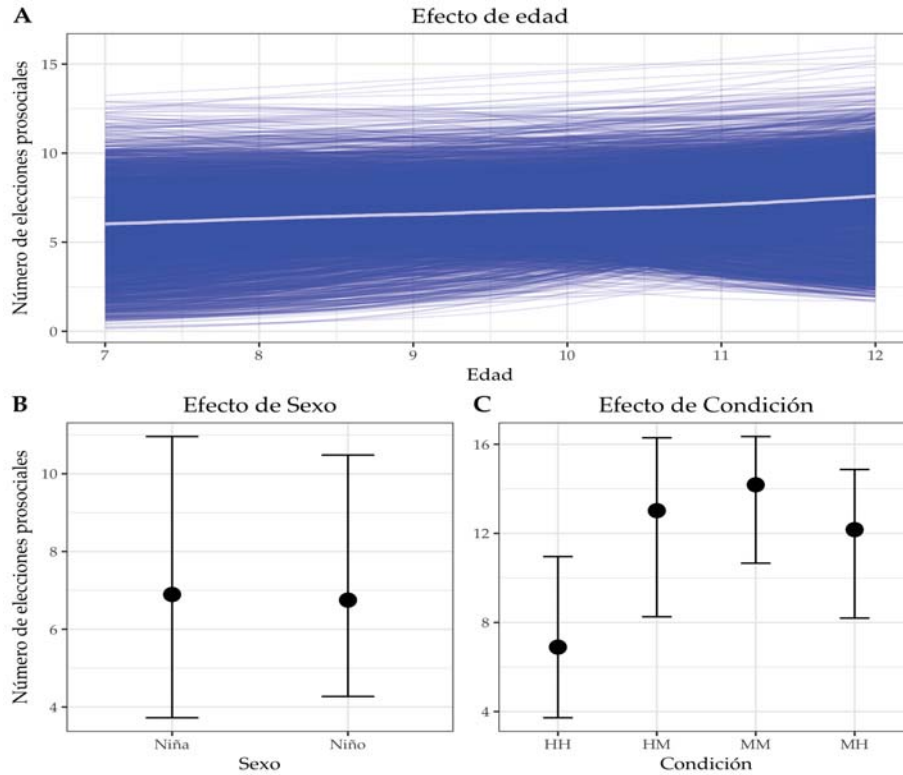


Figura 4.18: Efectos marginales del modelo de regresión.

prosocial (Figura 4.18) se nota lo siguiente: no hay evidencia de diferencias entre ambos sexos (**B**), aunque hay una *tendencia* positiva en la relación entre conducta prosocial y edad (particularmente de los 10 a los 12 años) el grado de incertidumbre no permite concluir que hay un efecto (**A**); por último, hay una menor proporción (en comparación con las demás condiciones) de conducta prosocial presentada en la condición donde el investigador y el compañero de juego eran hombres (**C**).

En resumen, al realizar una regresión bayesiana logística donde se toma en cuenta las dos distribuciones del modelo anterior (i.e., modelo de dos mezclas) y se explora la relación entre la proporción de conducta prosocial y las variables `edad`, `sexo` y `condición experimental`, los resultados sugieren que: no hay una

---

relación con el sexo del participante, hay una tendencia positiva en la relación con la edad (no obstante, por la gran cantidad de incertidumbre, no es concluyente) y que los participantes fueron sensibles a la combinación de sexo del investigador con el compañero de juego, respondiendo menos prosocialmente en la condición donde ambos eran hombres (sin importar el sexo del participante).





# Capítulo 5

## Discusión

En el presente trabajo se evaluó la utilidad de una tarea prosocial utilizada en otras especies para evaluar conducta prosocial en niños de 6 a 12 años de edad. Los resultados indican que la tarea sí pudo detectar el efecto prosocial; lo cual coincide con lo señalado por estudios similares (e.g., House et al., 2013).

Un análisis posterior permitió identificar a aquellos participantes que no tuvieron una preferencia clara y eligieron de manera azarosa; un dato no reportado en la mayoría de los estudios consultados (e.g., Horner et al., 2011; House et al., 2012, 2013). El modelo estadístico utilizado clasificó a 134 de los 174 niños en la condición experimental con este patrón de elección, lo que indica que a pesar de haber un efecto prosocial en el grupo experimental, a nivel individual, en la mayoría de niños éste no se pudo identificar. Es importante analizar con detenimiento este resultado ya que podría sugerir que, aunque la tarea prosocial puede ser útil para medir este tipo de conductas, es necesario realizar modificaciones para mejorar su capacidad de detectar prosocialidad.

Primero, es importante señalar las limitaciones del estudio. Al no haber dado una fase entrenamiento a los niños y al evitar la retroalimentación por parte de los investigadores, si bien se puede reproducir con mayor fidelidad cómo se desarrollan este tipo de conductas en el ambiente de los niños, también se corre el riesgo de que los participantes les cueste más trabajo entender la tarea y sus reglas. Aunado a esto, al analizar gráficamente un posible efecto asociado con la edad (Figura 5.1) se observa

que, aunque la proporción de participantes azarosos disminuye conforme aumenta la edad, en todas las edades esta proporción es más del 50%; lo cual sugiere que este patrón es debido principalmente a otro variable no tomada en cuenta en el estudio. Una hipótesis plausible es que este efecto se debe a un proceso cognitivo no medido en la tarea; que es justamente lo que modela el análisis que permitió detectar a los participantes azarosos (en la propuesta original al modelo utilizado se le denomina “modelo de contaminantes” (Zeigenfuse & Lee, 2010) porque clasifica a los participantes cuyo comportamiento se debe a un proceso que no es de interés y “contamina” el estudio del proceso que sí lo es). Uno de los procesos cognitivos que podrían estar

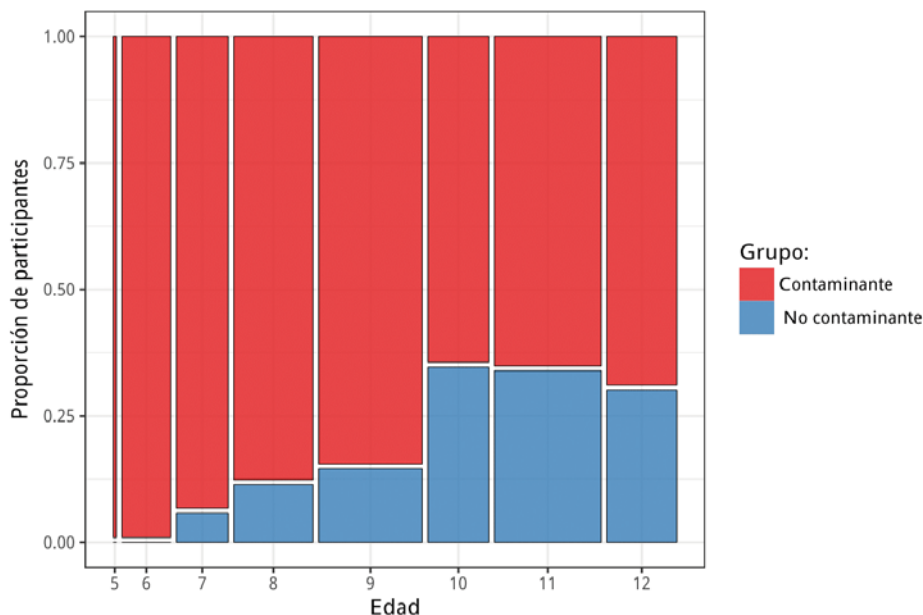


Figura 5.1: Proporción de participantes contaminantes por edad.

relacionado es el de atención. En un estudio realizado por Burkart y Rueth (2013), donde compararon una tarea prosocial muy similar a la utilizada en este estudio (sin costo para el actor) con una versión donde el compartir con el otro jugador sí tenía un costo para el actor (siempre que elegían compartir no recibían premio), además de registrar sus decisiones, midieron el tiempo que el niño miraba el contenedor del compañero de juego. Encontraron que en la versión sin costo (tarea prosocial) los niños casi no le prestaban atención a los pagos de su compañero mientras que en la versión con costo le ponían atención durante todo el juego (de hecho sólo le ponían

---

atención a los pagos del su compañero); por lo que sugieren que la versión con costo podría ser más efectiva para medir el efecto prosocial.

Otro de los procesos que ha sido fuertemente relacionado con este tipo de tareas, es el desarrollo de Teoría de la Mente (ToM, por sus siglas en inglés), que al permitir la comprensión de las necesidades y creencias de los otros (en este caso, del compañero de juego), facilitaría las conductas de ayuda (Burkart & Rueth, 2013). Con base en esto, se esperaría que se viera un efecto claro de edad (i.e., que la conducta prosocial aumentara conforme aumentara la edad) y que los niños de 11 años en adelante tuvieran una baja proporción de conducta azarosa, lo cual no ocurre con claridad (Figura 5.1); aunado a esto, en el estudio de Burkart & Rueth (2013) no se encontró una relación entre la conducta prosocial observada y las puntuaciones de ToM en una prueba. Por lo que podría ser un factor, pero no el más relevante.

Otra hipótesis plausible, de carácter motivacional, es que los participantes no les interesó el juego debido a que las lunetas no eran percibidas como premios deseables (i.e., no representaban ganancias ni pérdidas para ellos); lo cual provocó indiferencia entre las dos opciones.

Con base en lo anterior, en futuros estudios se sugiere hacer las siguientes modificaciones:

- Dar una fase de entrenamiento, que orille a los participantes a explorar ambas opciones previo a la tarea, y que tenga criterios de respuesta (e.g., que elija al menos dos veces cada opción) para pasar a la fase experimental.
- Aumentar el número de ensayos para dar más oportunidades de aprender las reglas a los niños, así como para capturar de manera estable su comportamiento (ver Smith & Little (2018) para una interesante serie de argumentos de la necesidad de estudios con muchas repeticiones).
- Hacer registros observacionales que permitan dilucidar procesos atencionales que interfieran con la tarea (como lo hecho por Burkart & Rueth, 2013).
- Hacer un diseño experimental de bloques completamente al azar (Maxwell, Delaney, & Kelley, 2018), donde se controle por sexo del investigador y del compañero de juego, y la asignación sea aleatoria (no pseudoaleatoria, como en

este estudio).

- Hacer pruebas previas al experimento, con diferentes premios, para usar el que sea más atractivo para los participantes (en el apéndice del estudio de Blake et al., 2015 se describe el procedimiento que podría usarse).
- Considerar hacer una versión adaptada de la tarea con “costo” utilizada por Burkart y Rueth (2013).
- En estudios con mayor complejidad, se podrían agregar estudios de desarrollo donde se sigan a los individuos y se haga un análisis de conducta prosocial en ambientes “naturales” (similar al trabajo hecho por Ramos Prado & Santoyo Velasco (2008) en conducta coercitiva).

Aunado a los aspectos relacionados con la tarea y el patrón de juego azaroso, los resultados del modelo de mezclas demostraron que es posible identificar a dos subpoblaciones de participantes (prosociales y no prosociales); para posteriormente analizar la relación entre su conducta y algunas variables de interés.

Por último, al explorar las variables sexo, edad y condición experimental (sexo del investigador y del compañero de juego) se encontró que no hubo evidencia de diferencias debidas al sexo del jugador (lo cual se contrasta con los resultados reportados por Eisenberg et al. (2015); donde se señaló un efecto, con las mujeres siendo más prosociales) y aporta información (aunque débil) de una posible relación positiva de la conducta prosocial con las variables edad (que en la literatura es uno de los hallazgos más robustos (e.g., Blake et al., 2015; House et al., 2012, 2013) y el sexo de los investigadores y compañeros de juego (siendo en la condición donde ambos eran hombres donde menos conducta prosocial se presentó).

# Capítulo 6

## Conclusión

Los resultados del estudio sugieren que la tarea prosocial utilizada es capaz de detectar conducta prosocial en niños de primaria; no obstante, la mayoría de los participantes eligieron de manera azarosa (139 de 174). Y ya que esto no se explica solamente como un efecto de edad (i.e., conforme mayor edad, mayor comprensión del juego, y por ende, un patrón de juego menos azaroso), donde se observó una disminución sistemática de este patrón pero en todas las edades se mantuvo por arriba del 50 % de los sujetos; es muy probable esté relacionado con ruido debido al diseño (e.g., la falta de retroalimentación, falta de confirmación de la propiedad reforzante de los premios utilizados, asignación no completamente al azar de los participantes a las condiciones) y a la participación de algún otro proceso no medido (e.g., demanda atencional, Teoría de la Mente, proceso de formación de reglas). Por lo que realizar modificaciones orientadas a mejorar estos aspectos es importante.

Por otro lado, las técnicas de análisis utilizadas permitieron analizar, no sólo el desempeño de la tarea en la evaluación de conducta prosocial en los niños; sino también detectar y clasificar eficazmente a aquellos niños que jugaron al azar (i.e., elegían igualmente la opción prosocial y no prosocial sin un patrón claro) y aquellos que elegían con un patrón claro (i.e., a pesar de haber variabilidad en sus elecciones, tenían preferencia por una de las dos opciones).

Además, una vez detectados los jugadores no azarosos, los modelos de mezclas sugirieron la existencia de dos sub-grupos: prosocial y no prosocial; es importante

mencionar que en la mayoría de los estudios no se detecta ni se analizan las elecciones de los jugadores no prosociales (e.g., Blake et al., 2015; House et al., 2012, 2013; Matsumoto et al., 2016). Una vez detectados estos dos grupos, se pudo evaluar su patrón individual de decisión y explorar hipótesis de la relación entre éste y algunas variables de interés, como sexo, edad y condición experimental. Se encontró evidencia (muy débil) de una relación positiva con la edad; así como un efecto de la condición (la menor proporción de conducta prosocial se presentaba en la condición donde el investigador y el compañero de juego eran hombres) y no se encontró evidencia del efecto de sexo.

A partir de esto, los resultados del presente trabajo pueden ser utilizados como punto de partida para el estudio de la conducta prosocial en niños desde la perspectiva comparada, en 2 aspectos metodológicos: 1) el uso de la tarea prosocial propuesta, que es capaz de detectar conducta prosocial en niños y puede ser usada en diferentes especies y que, con las modificaciones sugeridas en el capítulo anterior, podría mejorar su potencia; y 2) el uso de la metodología de modelización bayesiana sugerida, que permite analizar la conducta a nivel grupal, individual y ensayo a ensayo; así como la detección y clasificación de jugadores azarosos, prosociales y no prosociales, para posteriormente explorar y generar hipótesis de relaciones entre el comportamiento observado y variables de interés.

# Apéndice A

## Instrucciones para el participante

“Hola [nombre del participante], por favor siéntate en esta silla. Mi nombre es [nombre del investigador] y vamos a jugar un juego; éste consiste en que vas a poner esta pelota en alguno de estos dos colores [se ejemplificaba] cada vez que yo te indique, puedes elegir el lado del tablero que tú desees cada vez. Terminando el juego los dulces que estén en este recipiente [se señalaba con el dedo el contenedor correspondiente] podrás llevártelos contigo.\*

Te presento a tu compañero de juego [el compañero se presentaba]. Él se llevará los dulces que estén en este otro recipiente [se señalaba].

Si en algún momento quieres dejar de jugar, nos avisas y terminamos el juego ¿vale?

¿Estás listo? [se esperaba confirmación del participante] Ok. Comencemos.”





# Referencias

- Alexander, R. D. (1974). The evolution of social behavior. *Annual Review of Ecology and Systematics*, 5(1), 325–383. Recuperado de <http://courses.washington.edu/ccab/Alexander1974.pdf>
- Baker, M. (2016). Statisticians issue warning over misuse of P values. *Nature*, 531(7593), 151–151. <https://doi.org/10.1038/nature.2016.19503>
- Ben-Ami Bartal, I., Decety, J., & Mason, P. (2011). Empathy and pro-social behavior in rats. *Science (New York, N.Y.)*, 334(6061), 1427–1430. <https://doi.org/10.1126/science.1210789>
- Benjamin, D. J., Berger, J. O., Johannesson, M., Nosek, B. A., Wagenmakers, E.-J., Berk, R., . . . Johnson, V. E. (2018). Redefine statistical significance. *Nature Human Behaviour*, 2(1), 6–10. <https://doi.org/10.1038/s41562-017-0189-z>
- Birch, L. L., & Billman, J. (1986). Preschool Children's Food Sharing with Friends and Acquaintances. *Child Development*, 57(2), 387. <https://doi.org/10.2307/1130594>
- Blake, P. R., McAuliffe, K., Corbit, J., Callaghan, T. C., Barry, O., Bowie, A., . . . Warneken, F. (2015). The ontogeny of fairness in seven societies. *Nature*, 528(7581), 258–261. <https://doi.org/10.1038/nature15703>
- Boehm, U., Marsman, Matzke, D., & Wagenmakers, E.-J. (2018). On the Importance of Avoiding Shortcuts in Applying Cognitive Models to Hierarchical Data, (0031), 1–43. <https://doi.org/10.17605/OSF.IO/H83KR>

- Burkart, J. M., & Rueth, K. (2013). Preschool Children Fail Primate Prosocial Game Because of Attentional Task Demands. *PLoS ONE*, *8*(7). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0068440>
- Chavez, M. E., Villalobos, E., Baroja, J. L., & Bouzas, A. (2017). Hierarchical Bayesian modeling of intertemporal choice. *Judgment and Decision Making*, *12*(1), 19–28.
- Cohen, J. (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences Second Edition* (2nd. ed.). New York: Lawrence Erlbaum Associates. Recuperado de <http://www.utstat.toronto.edu/~brunner/oldclass/378f16/readings/CohenPower.pdf>
- Colman, A. D., Liebold, K. E., & Boren, J. J. (1969). A Method for Studying Altruism in Monkeys. *The Psychological Record*, *19*(3), 401–405. <https://doi.org/10.1007/BF03393866>
- Dawkins, R. (1976). *The selfish gene*. Oxford University Press.
- Di Lascio, F., Nyffeler, F., Bshary, R., & Bugnyar, T. (2013). Ravens (*Corvus corax*) are indifferent to the gains of conspecific recipients or human partners in experimental tasks. *Animal Cognition*, *16*(1), 35–43. <https://doi.org/10.1007/s10071-012-0548-0>
- Dienes, Z. (2011). Bayesian versus orthodox statistics: Which side are you on? *Perspectives on Psychological Science*, *6*(3), 274–290. <https://doi.org/10.1177/1745691611406920>
- Dienes, Z., & Mclatchie, N. (2018). Four reasons to prefer Bayesian analyses over significance testing. *Psychonomic Bulletin & Review*, *25*(1), 207–218. <https://doi.org/10.3758/s13423-017-1266-z>
- Eisenberg, N., Spinrad, T. L., & Knafo-Noam, A. (2015). Prosocial Development. *Handbook of Child Psychology and Developmental Science*, 1–47. <https://doi.org/10.1002/9781118963418.childpsy315>
- Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S., Dunson, D. B., Vehtari, A., & Rubin, D. B. (2013). *Bayesian data analysis*. (C. & Hall/CRC, Ed.).

- Gelman, A., & Hill, J. (2007). *Data analysis using regression and multilevel/hierarchical models*. Cambridge University Press.
- Gelman, A., & Loken, E. (2014). The Statistical Crisis in Science Data-dependent analysis—a "garden of forking paths" – explains why many statistically significant comparisons don't hold up. *American Scientist*. Recuperado de <https://macaulay.cuny.edu/eportfolios/baker16/files/2016/08/Gelman-and-Loken-2014-The-Statistical-Crisis-in-Science-\T1\guillemotright-American-Scientist.pdf>
- Gigerenzer, G. (2018). Statistical Rituals: The Replication Delusion and How We Got There. *Advances in Methods and Practices in Psychological Science*, 1(2), 198–218. <https://doi.org/10.1177/2515245918771329>
- Gronau, Q. F., Duizer, M., Bakker, M., & Wagenmakers, E.-J. (2017). Bayesian mixture modeling of significant p values: A meta-analytic method to estimate the degree of contamination from H0. *Journal of Experimental Psychology: General*, 146(9), 1223–1233. <https://doi.org/10.1037/xge0000324>
- Henrich, J. (2015). Culture and social behavior. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, 3, 84–89. Recuperado de <https://henrich.fas.harvard.edu/publications/culture-and-social-behavior>
- Horner, V., Carter, J. D., Suchak, M., & De Waal, F. B. M. (2011). Spontaneous prosocial choice by chimpanzees. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(33), 13847–13851. <https://doi.org/10.1073/pnas.1111088108>
- Hornik, K., Leisch, F., Zeileis, A., & Plummer, M. (2003). JAGS: A Program for Analysis of Bayesian Graphical Models Using Gibbs Sampling. Recuperado de <http://www.ci.tuwien.ac.at/Conferences/DSC-2003/> <http://www.r-project.org/conferences/DSC-2003/>
- House, B. R., Henrich, J., Brosnan, S. F., & Silk, J. B. (2012). The ontogeny of human prosociality: Behavioral experiments with children aged 3 to 8. *Evolution and*

- Human Behavior*, 33(4), 291–308. <https://doi.org/10.1016/j.evolhumbehav.2011.10.007>
- House, B. R., Silk, J. B., Henrich, J., Barrett, H. C., Scelza, B. A., Boyette, A. H., ... Laurence, S. (2013). Ontogeny of prosocial behavior across diverse societies. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 110(36), 14586–14591. <https://doi.org/10.1073/pnas.1221217110>
- Huxley, T. H. (1895). *Evolution & Ethics* (p. 131). Princeton University Press. Recuperado de <https://press.princeton.edu/titles/8893.html>
- Lee, M. D., & Wagenmakers, E.-J. (2014). *Bayesian cognitive modeling : a practical course*. Cambridge University Press.
- Marshall-Pescini, S., Dale, R., Quervel-Chaumette, M., & Range, F. (2016). Critical issues in experimental studies of prosociality in non-human species. *Animal Cognition*, 19(4), 679–705. <https://doi.org/10.1007/s10071-016-0973-6>
- Martin, T. L., Yu, C. T., Martin, G. L., & Fazzio, D. (2006). On choice, preference, and preference for choice. *The Behavior Analyst Today*, 7(2), 234–241. <https://doi.org/10.1037/h0100083>
- Matsumoto, Y., Yamagishi, T., Li, Y., & Kiyonari, T. (2016). Prosocial behavior increases with age across five economic games. *PLoS ONE*, 11(7), 1–16. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0158671>
- Maxwell, S. E., Delaney, H. D., & Kelley, K. (2018). *Designing experiments and analyzing data a model comparison perspective* (3rd. ed.). New York: Routledge.
- McElreath, R. (2015). *Statistical rethinking : a Bayesian course with examples in R and Stan* (p. 469).
- Mcshane, B. B., Gal, D., Gelman, A., & Tackett, Jennifer, L. (2018). *Abandon Statistical Significance*. Recuperado de <https://arxiv.org/pdf/1709.07588.pdf>
- Ortega, A., Wagenmakers, E.-J., Lee, M. D., Markowitsch, H. J., & Piefke, M. (2012).

- A Bayesian Latent Group Analysis for Detecting Poor Effort in the Assessment of Malingering. *Archives of Clinical Neuropsychology*, 27(4), 453–465. <https://doi.org/10.1093/arclin/acs038>
- Péron, F., John, M., Sapowicz, S., Bovet, D., & Pepperberg, I. M. (2013). A study of sharing and reciprocity in grey parrots (*Psittacus erithacus*). *Animal Cognition*, 16(2), 197–210. <https://doi.org/10.1007/s10071-012-0564-0>
- Preston, S. D., & De Waal, F. B. M. (2001). Empathy: Its ultimate and proximate bases. *Behavioral and Brain Sciences*, 25(01), 1–20. <https://doi.org/10.1017/S0140525X02000018>
- Quervel-Chaumette, M., Dale, R., Marshall-Pescini, S., & Range, F. (2016). Familiarity affects other-regarding preferences in pet dogs. *Scientific Reports*, 5(1), 18102. <https://doi.org/10.1038/srep18102>
- R Development Core Team, R. (2011). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-74686-7>
- Ramos Prado, I. G., & Santoyo Velasco, C. (2008). Organización y estabilidad del comportamiento coercitivo en niños Escolares: una perspectiva de desarrollo. *Revista Mexicana de análisis de La Conducta*, 34(2), 265–292. Recuperado de <http://www.redalyc.org/pdf/593/59311115008.pdf>
- Robinson, D. (2017). Introduction to Empirical Bayes: Examples from Baseball Statistics.
- Schneeberger, K., Dietz, M., & Taborsky, M. (2012). Reciprocal cooperation between unrelated rats depends on cost to donor and benefit to recipient. *BMC Evolutionary Biology*, 12(1), 41. <https://doi.org/10.1186/1471-2148-12-41>
- Schwab, C., Swoboda, R., Kotrschal, K., & Bugnyar, T. (2012). Recipients Affect Prosocial and Altruistic Choices in Jackdaws, *Corvus monedula*. *PLoS ONE*, 7(4), e34922. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0034922>
- Sebastián-Enesco, C., & Warneken, F. (2015). The shadow of the future: 5-Year-olds,

- but not 3-year-olds, adjust their sharing in anticipation of reciprocation. *Journal of Experimental Child Psychology*, 129(April), 40–54. <https://doi.org/10.1016/j.jecp.2014.08.007>
- Sheng, Y., Rauch, W., Finch, H., & Huang, H.-Y. (2016). Mixture Random-Effect IRT Models for Controlling Extreme Response Style on Rating Scales. *Frontiers in Psychology Front. Psychol*, 7(7). <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2016.01706>
- Smith, P. L., & Little, D. R. (2018). Small is beautiful: In defense of the small-N design. *Psychonomic Bulletin & Review*, 1–19. <https://doi.org/10.3758/s13423-018-1451-8>
- Su, U.-s., & Yajima, M. (2015). R2jags: Using R to run 'JAGS'. *R Packages*. <https://doi.org/http://cran.r-project.org/package=R2jags>
- Tinbergen, N. (1963). On aims and methods of Ethology. *Animal Biology*, 55(4), 297–321. Recuperado de <http://www.esf.edu/efb/faculty/documents/tinbergen1963onethology.pdf>
- Vandekerckhove, J., Rouder, J. N., & Kruschke, J. K. (2018). Editorial: Bayesian methods for advancing psychological science. *Psychonomic Bulletin & Review*, 25(1), 1–4. <https://doi.org/10.3758/s13423-018-1443-8>
- Waal, F. B. de. (2008). Putting the Altruism Back into Altruism: The Evolution of Empathy. *Annual Review of Psychology*, 59(1), 279–300. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.59.103006.093625>
- Waal, F. B. M. de. (2009). *Primates and philosophers : how morality evolved*. Princeton University Press.
- Wagenmakers, E.-J. (2007). A practical solution to the pervasive problems of p values. *Psychonomic Bulletin & Review*, 14(5), 779–804. <https://doi.org/10.3758/BF03194105>
- Wagenmakers, E.-J., Marsman, M., Jamil, T., Ly, A., Verhagen, J., Love, J., . . . Morey, R. D. (2018). Bayesian inference for psychology. Part I: Theoretical advantages and

- practical ramifications. *Psychon Bull Rev*, 25, 35–57. <https://doi.org/10.3758/s13423-017-1343-3>
- Warneken, F. (2015). Are social norms and reciprocity necessary for early helping? *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 112(10), E1052–E1052. <https://doi.org/10.1073/pnas.1423750112>
- Warneken, F. (2018). How Children Solve the Two Challenges of Cooperation. *Annu. Rev. Psychol*, 69(9), 1–925. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-122216>
- Wasserstein, R. L., & Lazar, N. A. (2016). The ASA’s Statement on p-Values: Context, Process, and Purpose. <https://doi.org/10.1080/00031305.2016.1154108>
- Zeigenfuse, M. D., & Lee, M. D. (2010). A general latent assignment approach for modeling psychological contaminants. *Journal of Mathematical Psychology*, 54(4), 352–362. <https://doi.org/10.1016/j.jmp.2010.04.001>