

Justicia de mercado en la educación: un estudio de las preferencias distributivas en Chile

María Fernanda Núñez y Tomás Urzúa

Formulación del problema

La educación se inscribe en una realidad donde, en gran medida, los establecimientos educacionales con mejores indicadores académicos y mejores climas escolares son justamente aquellos que exigen un mayor poder adquisitivo. Al respecto, entran en tensión las posturas que defienden la educación como el principal motor de generación de oportunidades y movilidad social (Collins 1989), en contra de aquellas que señalan las escuelas como meros sistemas de reproducción social que perpetúan las desigualdades de base de los jóvenes (Bourdieu y Passeron 2009). Así, el sistema educacional se trata de una de las esferas de desigualdad que caracterizan al país. Estas desigualdades económicas tienen gran incidencia en la conformación de creencias en torno a la legitimación de estas desigualdades, así como en las ideas de justicia social de los individuos en torno a la distribución de bienes. En este contexto, la justicia de mercado, entendida como la adhesión de los individuos a la idea del merecimiento de bienes y servicios (como educación, salud y/o pensiones) en función de su capacidad de pago (Castillo et al. 2024), es sumamente importante para comprender las preferencias distributivas que poseen las y los chilenos.

Las preferencias por justicia de mercado, en tanto se considera que los principios de mercado es lo que debería regir en el ámbito educativo, tiene vínculos directos y positivos con las percepciones de meritocracia ([castillo_changes_2025?](#)). ([garcia-sanchez_creencias_2022?](#)) observan un efecto moderador de las creencias que justifican la desigualdad en el efecto del estatus social percibido en las preferencias redistributivas.

H1: Quienes tienen una mayor percepción de meritocracia en la sociedad prefieren en mayor medida la justicia de mercado en la educación.

H2: A mayor percepción de meritocracia, quienes tienen un estatus social subjetivo alto prefieren en menor medida la justicia de mercado en la educación.

Por otro lado, en tanto indicador objetivo, según ([weisstanner_redistributive_2022?](#)), el ingreso condiciona las preferencias por la redistribución, en donde a menor ingreso real se observa un mayor apoyo a políticas redistributivas.

H3: La personas que poseen una menor ingresos en sus hogares prefieren en menor medida la justificación de mercado en la educación.

Por último, (**sen_gender_1995?**) enfatiza en la consideración de las desigualdades de género en el estudio de la justicia, indicando la complejidad de dicho asunto al ser legitimación incluso desde las mismas mujeres. Así, (**mengel_preferences_2023?**) indican que se puede encontrar una tendencia similar en la bibliografía sobre las actitudes de género hacia las políticas redistributivas, siendo la demanda de redistribución de las mujeres mayor en conjunto.

H4: Las mujeres preferirían en menor medida la justicia de mercado en la educación.

Finalmente, en un contexto altamente desigual como el chileno —donde el 50% más pobre recibe solamente el 10% de los ingresos totales, mientras que el 1% más rico recibe casi el 27% de los ingresos del país (Chancel et al. 2022)— y que, a pesar de las brechas evidentes de ingreso, estas son legitimidad por la sociedad (**castillo_legitimacy_2011?**), es que las preferencias de redistribución en torno a la educación se vuelven relevantes de estudiar. Además, según (**mengel_preferences_2023?**) este tipo de desigualdad es uno de los determinantes más importantes de las preferencias por la redistribución. En ese marco, el presente estudio tiene como objetivo explorar los factores que influyen en las preferencias distributivas de adultos sobre educación en Chile y así responder a la pregunta: ¿Cuál es el efecto de las percepciones y variables sociodemográficas en las preferencias por justicia de mercado en la población chilena?

Base de datos

Para cumplir con el objetivo propuesto, se utilizará la base de datos de 2023 del Estudio Longitudinal Social de Chile (ELSOC). Este proyecto logra ver la luz gracias al Centro de Estudios de Conflicto y Cohesión Social (COES), siendo un estudio que busca medir las percepciones, preferencias y comportamientos de las y los chilenos en torno a temáticas de conflicto y cohesión social del país. Una de las virtudes de el ELSOC es que proporciona datos panel, es decir, la recopilación de datos anualmente a una muestra representativa de la población durante diez años, lo cual permite aplicar análisis intertemporales. La población objetivo del estudio son hombres y mujeres entre 18 y 75 años, residentes de viviendas particulares en zonas urbanas. El procedimiento muestral es probabilístico, estratificado, por conglomerados y multietápico.

Las variables de este trabajo se hallan contenidas dentro de tres módulos: Módulo de Legitimidad y desigualdad social (d), Módulo de territorio (t) y Módulo de Caracterización Sociodemográfica (m). Esta selección busca medir la relación entre la justicia distributiva en educación y variables económicas objetivas, subjetivas, demográficas y percepciones del barrio.

Variables

El tamaño de la muestra utilizado en este trabajo es de $N = 2466$, considerando el tratamiento de los casos perdidos de las variables de interés en el marco de la ola correspondiente al año 2023.

Variable dependiente

Tabla 1: Frecuencia Preferencia de justicia de mercado en la educación

Preferencia por justicia de mercado en la educación	n	%
Totalmente en desacuerdo	666	27.0
En desacuerdo	1244	50.4
Ni de acuerdo ni en desacuerdo	228	9.2
De acuerdo	291	11.8
Totalmente de acuerdo	37	1.5

Esta variable ordinal busca medir el grado de acuerdo de una persona sobre la sentencia “Es justo que las personas de altos ingresos tengan una mejor educación para sus hijos que las personas con ingresos más bajos”. La escala de acuerdo contiene cinco categorías de respuesta, las cuales van desde “Totalmente en desacuerdo” (1) hasta “Totalmente de acuerdo” (5). Se realizó el tratamiento de NA...

Variables independientes

Tabla 2: Descriptivos variables cuantitativas

Ingreso Total del hogar	Estatus Social Subjetivo
Min. : 0	Min. : 0.00
1st Qu.: 412750	1st Qu.: 4.00
Median : 650000	Median : 5.00
Mean : 935136	Mean : 4.51
3rd Qu.: 1037500	3rd Qu.: 5.00
Max. : 20000000	Max. : 10.00

Ingreso total (m29): La variable busca medir cuánto fue el ingreso total del hogar del entrevistado durante el último mes, considerando los ingresos líquidos de todos los miembros del hogar. El fraseo de la pregunta es “En el mes pasado, ¿cuál fue el ingreso total de su hogar?”

(Considere los ingresos líquidos de los miembros del hogar, es decir, después de descuentos de impuestos, salud, previsión u otros)”. Posee respuesta numérica abierta

Estatus social subjetivo (d01_01): Variable de tipo ordinal que busca saber en qué posición social se ubica el encuestado. El fraseo de la pregunta dice “En nuestra sociedad, hay grupos que tienden a ubicarse en los niveles más altos y grupos que tienden a ubicarse en los niveles más bajos de la sociedad. Usando la escala presentada, donde 0 es el nivel más bajo y 10 el nivel más alto, ¿Dónde se ubicaría usted en la sociedad chilena?”. Como se lee en el fraseo, la variable posee once categorías de respuesta, donde mientras más alto el número, más alto se posiciona socialmente la persona desde su autopercepción.

Tabla 3: Frecuencia Género

Género	n	%
Hombre	885	35.9
Mujer	1581	64.1

Variable de carácter nominal que busca saber el sexo del encuestado. Hombre tiene la categoría de respuesta 1, mientras que Mujer la 2.

Tabla 4: Percepción de esfuerzo en la sociedad

Esfuerzo	n	%
Totalmente en desacuerdo	244	9.9
En desacuerdo	1117	45.3
Ni de acuerdo ni en desacuerdo	564	22.9
De acuerdo	488	19.8
Totalmente de acuerdo	53	2.1

Variable de tipo ordinal que pretende medir el grado de acuerdo respecto a la frase “En Chile, las personas son recompensadas por sus esfuerzos”. Contiene cinco categorías de respuesta, las cuales van desde “Totalmente en desacuerdo” (1) hasta “Totalmente de acuerdo” (5).

Tabla 5: Percepción de talento en la sociedad

Talento	n	%
Totalmente en desacuerdo	204	8.3
En desacuerdo	967	39.2
Ni de acuerdo ni en desacuerdo	618	25.1
De acuerdo	626	25.4
Totalmente de acuerdo	51	2.1

Talento	n	%
---------	---	---

Variable de tipo ordinal que pretende medir el grado de acuerdo respecto a la frase “En Chile, las personas son recompensadas por su inteligencia y habilidad”. Contiene cinco categorías de respuesta, las cuales van desde “Totalmente en desacuerdo” (1) hasta “Totalmente de acuerdo” (5).

Correlaciones

Dado que las variables de interés son ordinales, cuantitativas y dicotómicas, es que se aplicarán correlaciones policóricas, de pearson y una tabla de contingencia según corresponda para estimar su asociación.

Matriz de correlaciones general

	just_educacion	ingreso_hogar	estatus_subj	genero	esfuerzo	talento
just_educacion						
ingreso_hogar	-0.006					
estatus_subj	0.040*	0.226***				
genero	-0.069***	-0.141***	-0.050*			
esfuerzo	0.132***	0.054**	0.047*	-0.107***		
talento	0.129***	0.046*	0.058**	-0.101***	0.700***	

Computed correlation used pearson-method with listwise-deletion.

En general, podemos....

Ahora, veremos como se relaciona cada variable predictoras con las preferencias por justicia de mercado en la educación de acuerdo a sus niveles de medición.

a. Tabla de contingencia: Justicia de mercado en la educación y género

La tabla de contingencia nos muestra que las mujeres tienden a estar más en desacuerdo (33% en desacuerdo y 17% muy en desacuerdo) con preferir la justicia de mercado en la educación que los hombres. En esta asociación, el chi cuadrado es significativo (p-value = 0.002) y presenta un tamaño efecto bajo (V de Cramer =0.07).

Tabla 7: Tabla de Contingencia: Género por Preferencia

Preferencias	Género	
	Hombre	Mujer
Totalmente en desacuerdo	9.0429846	17.964315
En desacuerdo	17.3154907	33.130576
Ni de acuerdo ni en desacuerdo	3.8118410	5.433901
De acuerdo	4.9472830	6.853204
Totalmente de acuerdo	0.7704785	0.729927

Tabla 8: Preferencias por justicia de mercado en la educación y percepciones de meritocracia

	just_educacion	esfuerzo	talento
just_educacion	1.00	0.18	0.17
esfuerzo	0.18	1.00	0.77
talento	0.17	0.77	1.00

b. Correlación Policórica: Justicia de mercado en la educación y percepciones de meritocracia

La correlación policorica indica un relación -, de modo que a mayor preferencia por justicia de mercado mayor —. Esta relación es significativa (p-value =) y comparten el - varianza.

La correlación policorica indica un relación -, de modo que a mayor preferencia por justicia de mercado mayor —. Esta relación es significativa (p-value =) y comparten el - varianza.

c. Correlaciones de Pearson: Justicia de mercado en la educación y estatus social subjetivo e ingreso total de los hogares

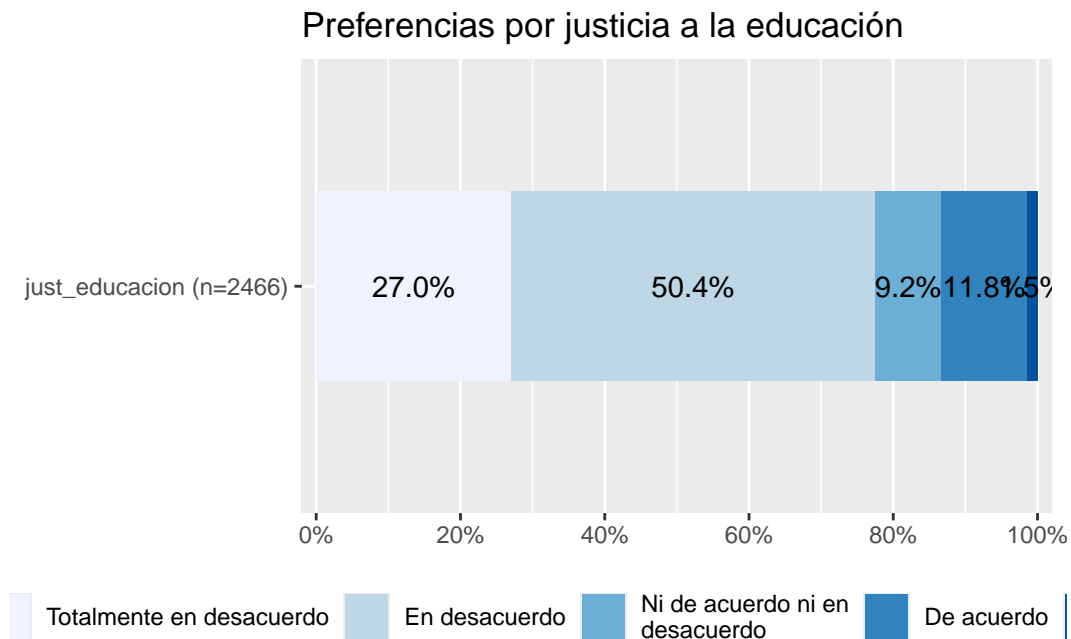
	just_educacion	ingreso_hogar	estatus_subj
just_educacion			
ingreso_hogar	-0.006		
estatus_subj	0.040*	0.226***	
Computed correlation used pearson-method with listwise-deletion.			

La correlación de Pearson indica un relación baja y positiva, de modo que a mayor preferencia por justicia de mercado perciben tener un mayor estatus en la sociedad chilena. Sin embargo esta relación no es significativa (p-value = 0.9) y comparten muy baja varianza (0.000049%).

La correlación de Pearson indica una relación baja y positiva, de modo que a mayor preferencia por justicia de mercado presentan un mayor monto total a nivel de su hogar. Sin embargo esta relación no es significativa ($p\text{-value} = 0.1$) y comparten muy baja varianza (0.04%).

Regresión lineal

Variable dependiente



Modelos simples

Valores predichos: Género

```
#|echo: false

pred <- ggeffects::ggpredict(fit01, terms = c("genero"))
print(names(pred))
```

```
[1] "x"          "predicted" "std.error" "conf.low"  "conf.high" "group"
```

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4
Intercepto	2.34*** (0.07)	2.11*** (0.03)	1.99*** (0.06)	1.76*** (0.06)
Género	-0.14*** (0.04)			
Ingreso Total Hogar		-0.00 (0.00)		
Estatus Social Subjetivo			0.03* (0.01)	
Cercanía Escuelas				0.13*** (0.02)
R ²	0.00	0.00	0.00	0.02
Adj. R ²	0.00	-0.00	0.00	0.02
Num. obs.	2466	2466	2466	2466

*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$

Tabla 10: Statistical models

	Modelo 1
Intercepto	2.34*** (0.07)
Género (mujer=1)	-0.14*** (0.04)
R ²	0.00
Adj. R ²	0.00
Num. obs.	2466

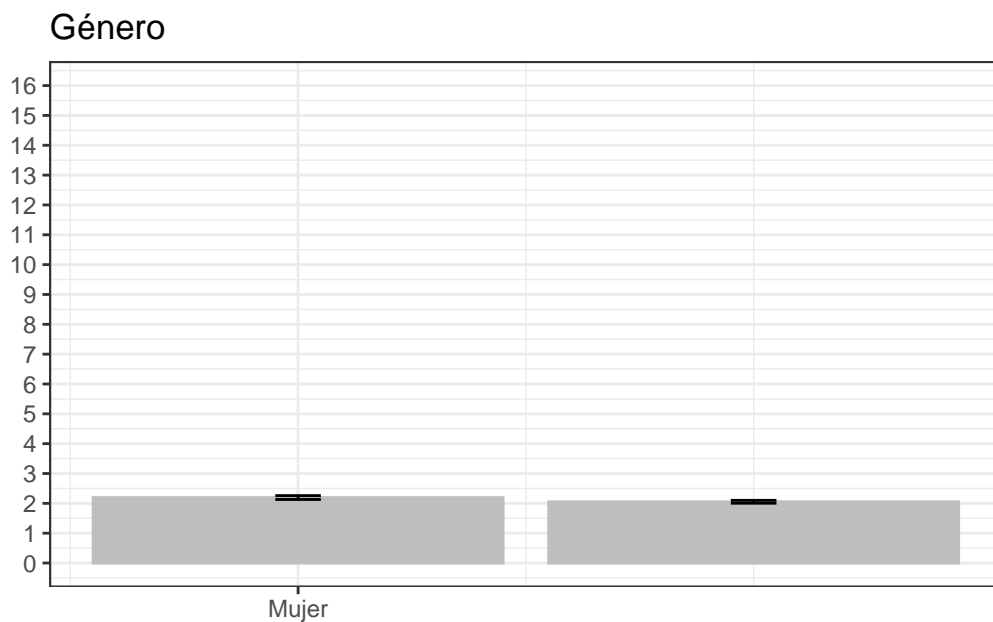
*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$

Tabla 11: Statistical models


```

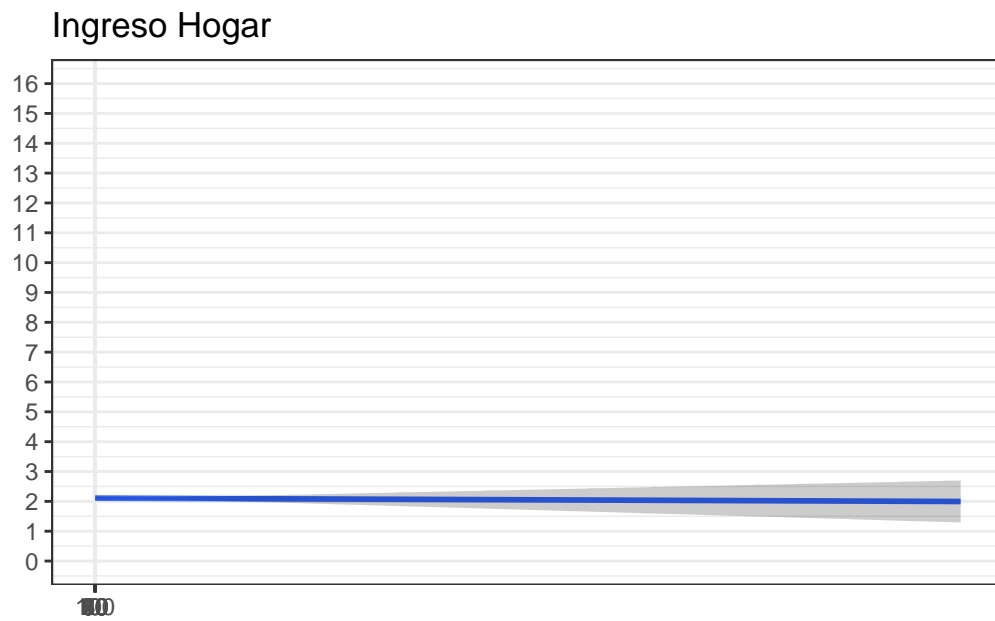
ggeffects::ggpredict(fit01, terms = c("genero")) %>%
  ggplot(aes(x=x, y=predicted)) +
  geom_bar(stat="identity", color="grey", fill="grey")+
  geom_errorbar(aes(ymin = conf.low, ymax = conf.high), width=.1) +
  labs(title="Género", x = "", y = "") +
  theme_bw() +
  scale_x_continuous(name = "",
                     breaks = c(0,1),
                     labels = c("Hombre", "Mujer"))+
  scale_y_continuous(limits = c(0,16),
                     breaks = seq(0,16, by = 1))

```



Valores predichos: Ingreso

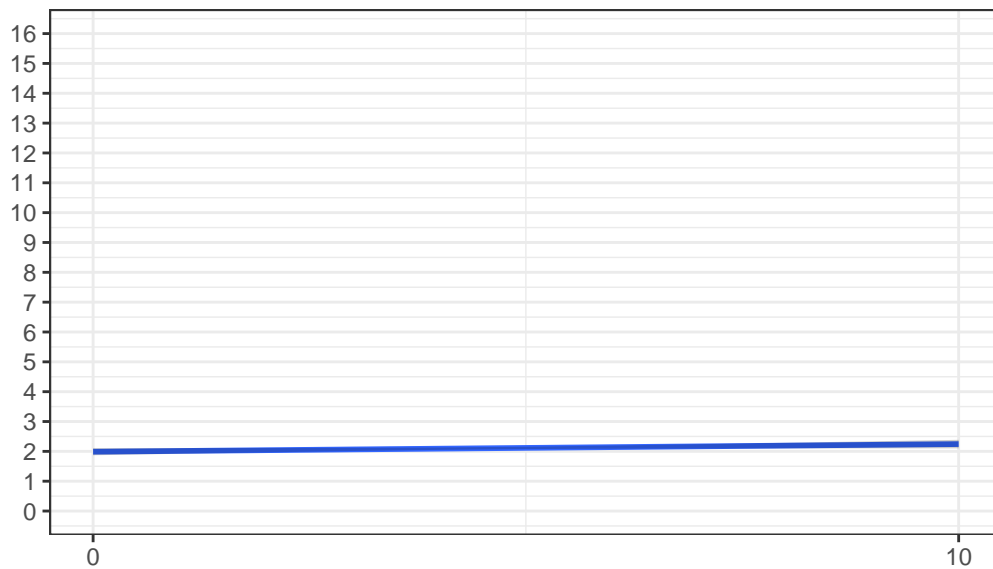
`geom_smooth()` using method = 'loess' and formula = 'y ~ x'



Valores predichos: Estatus social subjetivo

``geom_smooth()`` using method = 'loess' and formula = 'y ~ x'

Estatus Social Subjetivo



Valores predichos: Esfuerzo

```
`geom_smooth()` using method = 'loess' and formula = 'y ~ x'
```

```
Warning in simpleLoess(y, x, w, span, degree = degree, parametric = parametric,  
: span too small. fewer data values than degrees of freedom.
```

```
Warning in simpleLoess(y, x, w, span, degree = degree, parametric = parametric,  
: pseudoinverse used at 0.98
```

```
Warning in simpleLoess(y, x, w, span, degree = degree, parametric = parametric,  
: neighborhood radius 2.02
```

```
Warning in simpleLoess(y, x, w, span, degree = degree, parametric = parametric,  
: reciprocal condition number 0
```

```
Warning in simpleLoess(y, x, w, span, degree = degree, parametric = parametric,  
: There are other near singularities as well. 4.0804
```

```
Warning in predLoess(object$y, object$x, newx = if (is.null(newdata)) object$x
else if (is.data.frame(newdata))
as.matrix(model.frame(delete.response(terms(object))), : span too small. fewer
data values than degrees of freedom.
```

```
Warning in predLoess(object$y, object$x, newx = if (is.null(newdata)) object$x
else if (is.data.frame(newdata))
as.matrix(model.frame(delete.response(terms(object))), : pseudoinverse used at
0.98
```

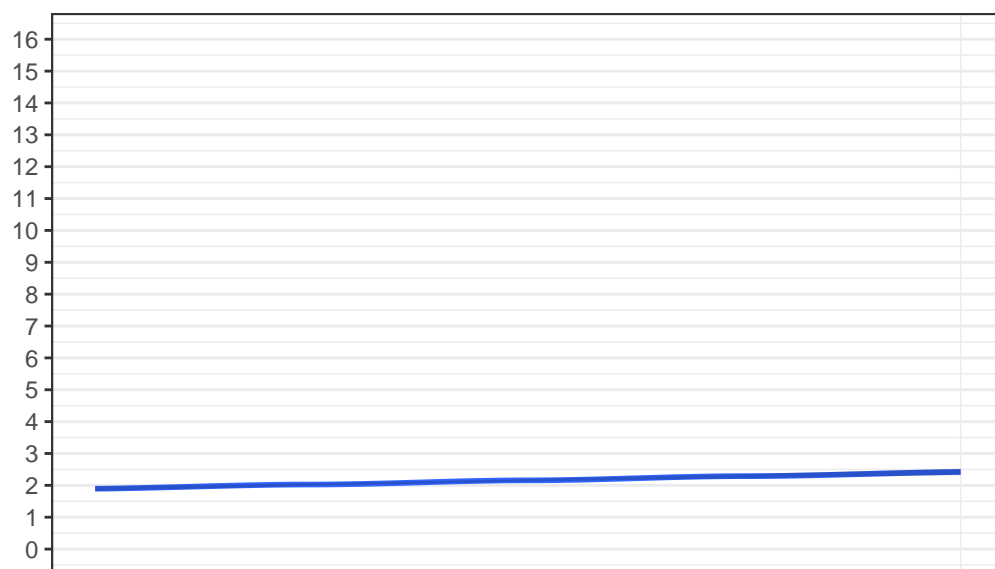
```
Warning in predLoess(object$y, object$x, newx = if (is.null(newdata)) object$x
else if (is.data.frame(newdata))
as.matrix(model.frame(delete.response(terms(object))), : neighborhood radius
2.02
```

```
Warning in predLoess(object$y, object$x, newx = if (is.null(newdata)) object$x
else if (is.data.frame(newdata))
as.matrix(model.frame(delete.response(terms(object))), : reciprocal condition
number 0
```

```
Warning in predLoess(object$y, object$x, newx = if (is.null(newdata)) object$x
else if (is.data.frame(newdata))
as.matrix(model.frame(delete.response(terms(object))), : There are other near
singularities as well. 4.0804
```

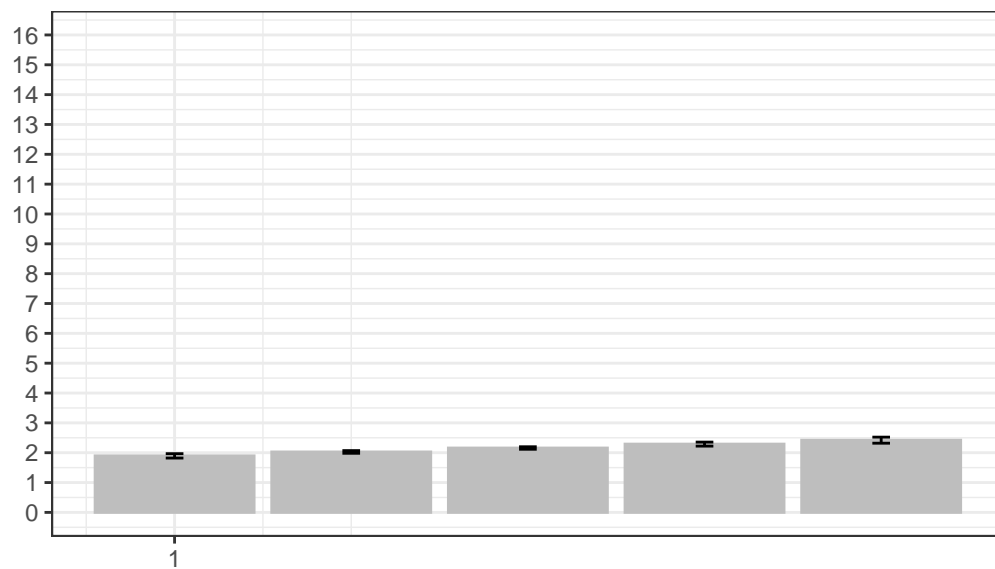
```
Warning in max(ids, na.rm = TRUE): ningun argumento finito para max; retornando
-Inf
```

Esfuerzo



```
[1] "x"          "predicted" "std.error" "conf.low"  "conf.high" "group"
```

Esfuerzo



Valores predichos: Talento

```
`geom_smooth()` using method = 'loess' and formula = 'y ~ x'
```

```
Warning in simpleLoess(y, x, w, span, degree = degree, parametric = parametric,  
: span too small. fewer data values than degrees of freedom.
```

```
Warning in simpleLoess(y, x, w, span, degree = degree, parametric = parametric,  
: pseudoinverse used at 0.98
```

```
Warning in simpleLoess(y, x, w, span, degree = degree, parametric = parametric,  
: neighborhood radius 2.02
```

```
Warning in simpleLoess(y, x, w, span, degree = degree, parametric = parametric,  
: reciprocal condition number 0
```

```
Warning in simpleLoess(y, x, w, span, degree = degree, parametric = parametric,  
: There are other near singularities as well. 4.0804
```

```
Warning in predLoess(object$y, object$x, newx = if (is.null(newdata)) object$x  
else if (is.data.frame(newdata))  
as.matrix(model.frame(delete.response(terms(object))), : span too small. fewer  
data values than degrees of freedom.
```

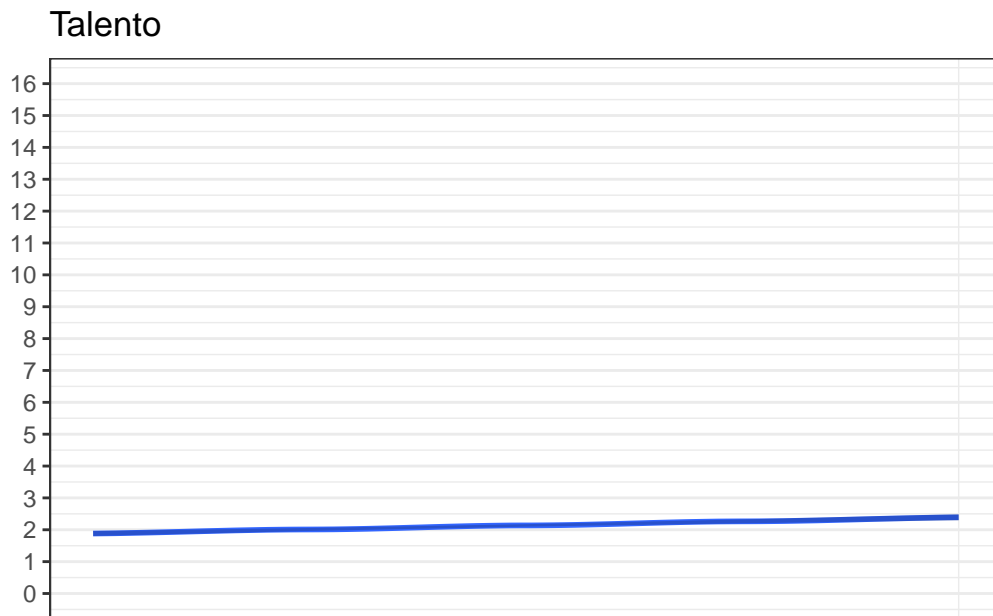
```
Warning in predLoess(object$y, object$x, newx = if (is.null(newdata)) object$x  
else if (is.data.frame(newdata))  
as.matrix(model.frame(delete.response(terms(object))), : pseudoinverse used at  
0.98
```

```
Warning in predLoess(object$y, object$x, newx = if (is.null(newdata)) object$x  
else if (is.data.frame(newdata))  
as.matrix(model.frame(delete.response(terms(object))), : neighborhood radius  
2.02
```

```
Warning in predLoess(object$y, object$x, newx = if (is.null(newdata)) object$x  
else if (is.data.frame(newdata))  
as.matrix(model.frame(delete.response(terms(object))), : reciprocal condition  
number 0
```

```
Warning in predLoess(object$y, object$x, newx = if (is.null(newdata)) object$x
else if (is.data.frame(newdata))
as.matrix(model.frame(delete.response(terms(object))), : There are other near
singularities as well. 4.0804
```

```
Warning in max(ids, na.rm = TRUE): ningun argumento finito para max; retornando
-Inf
```



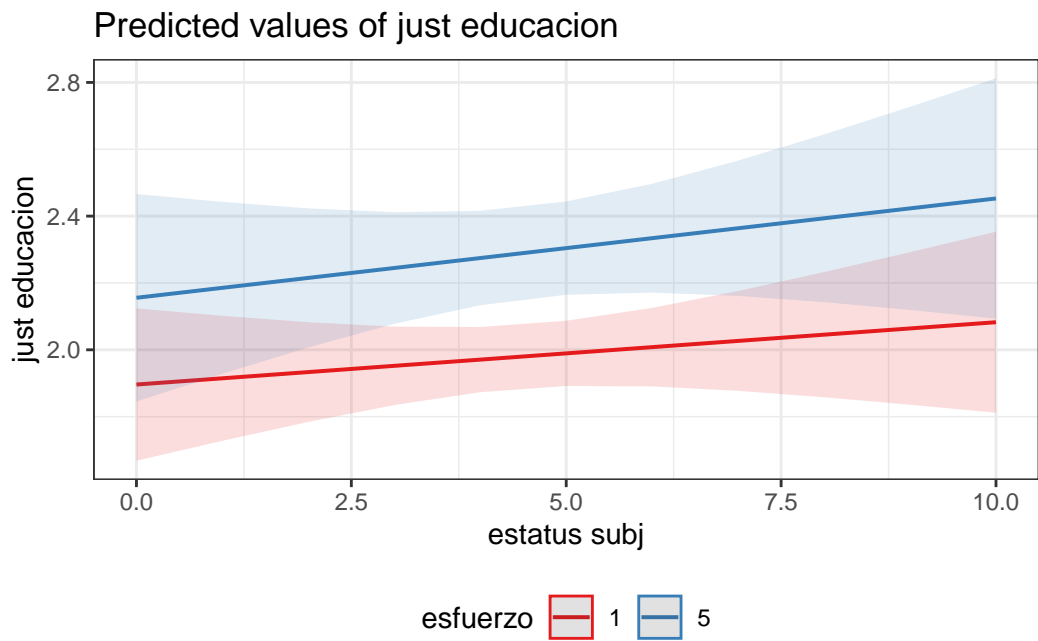
Modelos multivariados

Efectos de interacción

Predictors	just educacion		just educacion	
	Estimates	p	Estimates	p
(Intercept)	1.83	<0.001	1.86	<0.001
genero	-0.12	0.005	-0.12	0.005
ingreso hogar	-0.00	0.151	-0.00	0.149
estatus subj	0.02	0.075	0.02	0.642
esfuerzo	0.08	0.005	0.06	0.288
talento	0.07	0.014	0.07	0.014
estatus subj × esfuerzo			0.00	0.817

Observations	2466	2466
R ² / R ² adjusted	0.025 / 0.023	0.025 / 0.022

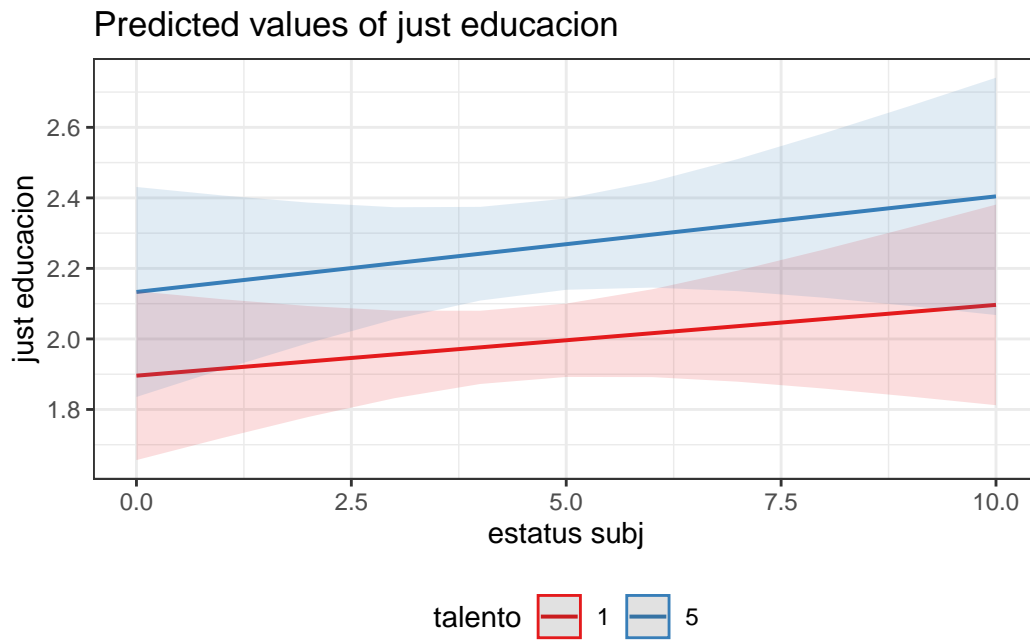
Predictors	just educacion		just educacion	
	Estimates	p	Estimates	p
(Intercept)	1.83	<0.001	1.85	<0.001
genero	-0.12	0.005	-0.12	0.005
ingreso hogar	-0.00	0.151	-0.00	0.150
estatus subj	0.02	0.075	0.02	0.604
esfuerzo	0.08	0.005	0.08	0.005
talento	0.07	0.014	0.06	0.331
estatus subj × talento			0.00	0.882
Observations	2466		2466	
R ² / R ² adjusted	0.025 / 0.023		0.025 / 0.022	



	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
(Intercept)	2.36*** (0.08)	2.24*** (0.09)	1.89*** (0.11)	1.83*** (0.11)
genero	-0.15*** (0.04)	-0.14*** (0.04)	-0.12** (0.04)	-0.12** (0.04)
ingreso_hogar	-0.00 (0.00)	-0.00 (0.00)	-0.00 (0.00)	-0.00 (0.00)
estatus_subj		0.03* (0.01)	0.02 (0.01)	0.02 (0.01)
esfuerzo			0.12*** (0.02)	0.08** (0.03)
talento				0.07* (0.03)
R ²	0.01	0.01	0.02	0.02
Adj. R ²	0.00	0.01	0.02	0.02
Num. obs.	2466	2466	2466	2466

*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$

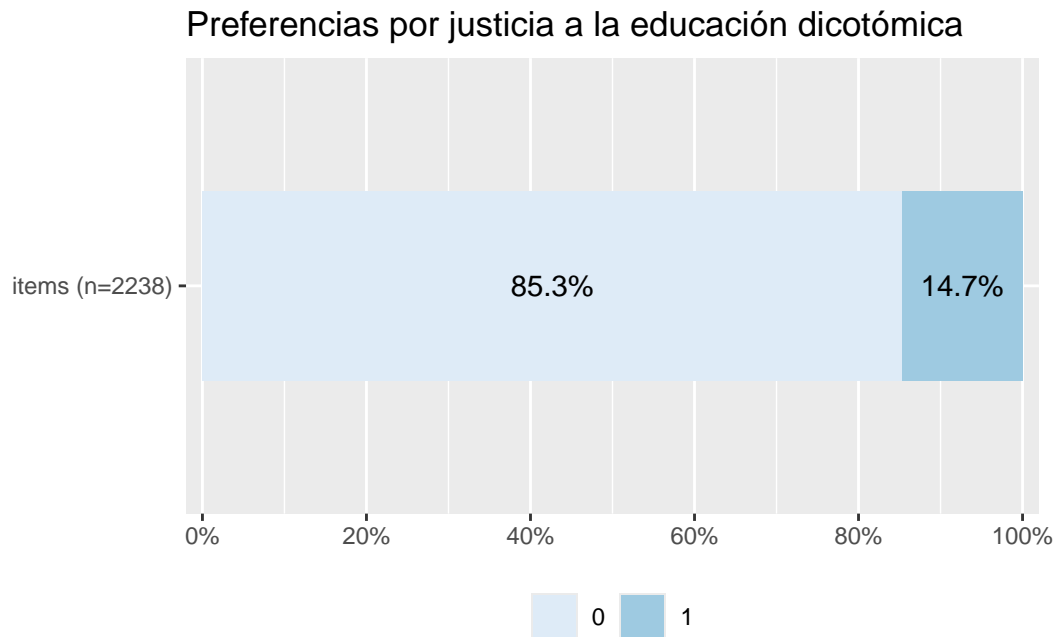
Tabla 12: Statistical models



Regresión logística

Variable dependiente

Con la recodificación se pierden 228 casos correspondientes a la categoría “Ni de acuerdo ni en desacuerdo”...



Modelos simples

Modelos multivariados

```
proc_data <- proc_data %>% mutate_all(~(as.numeric(.)))

proc_data <- proc_data %>%
  mutate(just_educacion_recod = car::recode(just_educacion_recod,
    "1 = 0;
    2 = 1"
  ))
```

	M1 (log odds)	M2 (log odds)	M3 (log odds)	M3 (log odds)
(Intercept)	−1.053*** (0.222)	−1.203*** (0.279)	−1.705*** (0.330)	−1.831*** (0.341)
genero	−0.401** (0.123)	−0.399** (0.123)	−0.363** (0.124)	−0.357** (0.124)
ingreso_hogar	−0.000 (0.000)	−0.000 (0.000)	−0.000 (0.000)	−0.000 (0.000)
estatus_subj		0.036 (0.040)	0.031 (0.040)	0.030 (0.040)
esfuerzo			0.176** (0.060)	0.088 (0.083)
talento				0.128 (0.083)
AIC	1860.372	1861.576	1854.969	1854.580
BIC	1877.512	1884.429	1883.536	1888.860
Log Likelihood	−927.186	−926.788	−922.485	−921.290
Deviance	1854.372	1853.576	1844.969	1842.580
Num. obs.	2238	2238	2238	2238

*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; † $p < 0.1$

Tabla 15: Statistical models

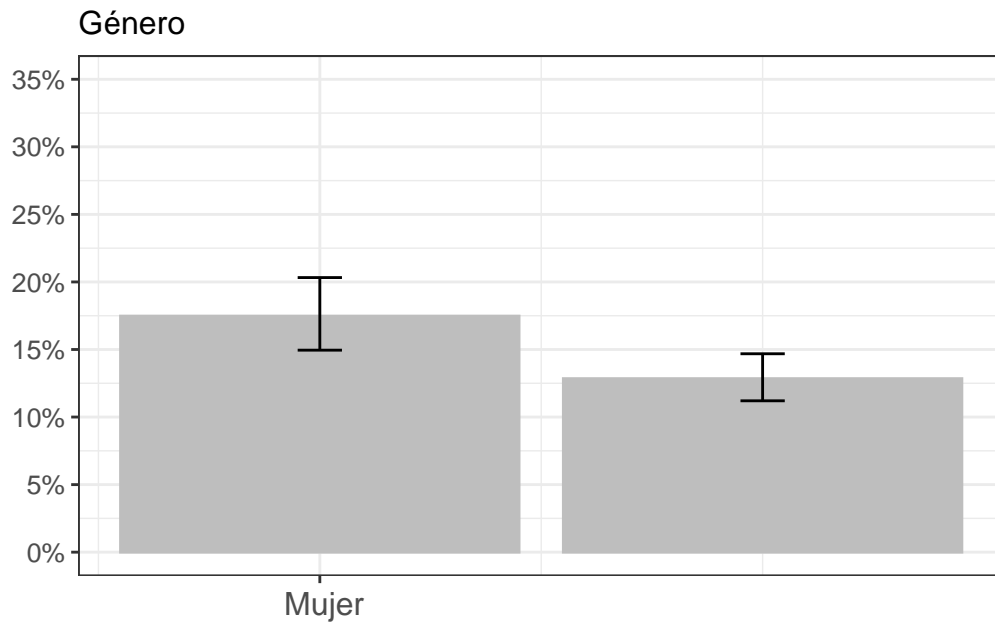
	m1 (OR)	m2 (OR)	m3 (OR)	m4 (OR)
(Intercept)	0.349*** (0.222)	0.300*** (0.279)	0.182*** (0.330)	0.160*** (0.341)
genero	0.670** (0.123)	0.671** (0.123)	0.696** (0.124)	0.700** (0.124)
ingreso_hogar	1.000 (0.000)	1.000 (0.000)	1.000 (0.000)	1.000 (0.000)
estatus_subj		1.036 (0.040)	1.032 (0.040)	1.030 (0.040)
esfuerzo			1.193** (0.060)	1.092 (0.083)
talento				1.137 (0.083)
AIC	1860.372	1861.576	1854.969	1854.580
BIC	1877.512	1884.429	1883.536	1888.860
Log Likelihood	−927.186	−926.788	−922.485	−921.290
Deviance	1854.372	1853.576	1844.969	1842.580
Num. obs.	2238	2238	2238	2238

*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; $^{\dagger}p < 0.1$

Tabla 16: Statistical models

Estimación de odds ratios

Probabilidades predichas



Bondad de ajuste

Analysis of Deviance Table

Model 1: just_educacion_recod ~ genero + ingreso_hogar Model 2: just_educacion_recod ~ genero + ingreso_hogar + estatus_subj Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi) 1 2235 1854.4

2 2234 1853.6 1 0.79645 0.3722 Likelihood ratio test

Model 1: just_educacion_recod ~ genero + ingreso_hogar Model 2: just_educacion_recod ~ genero + ingreso_hogar + estatus_subj #Df LogLik Df Chisq Pr(>Chisq) 1 3 -927.19

2 4 -926.79 1 0.7965 0.3722

Efectos de interacción

variables de meritocracia con estatus social subjetivo

	m1 (log odds)	m2 (log odds)	m3 (log odds)
(Intercept)	−1.053*** (0.222)	−1.203*** (0.279)	−1.705*** (0.330)
genero	−0.401** (0.123)	−0.399** (0.123)	−0.363** (0.124)
ingreso_hogar	−0.000 (0.000)	−0.000 (0.000)	−0.000 (0.000)
estatus_subj		0.036 (0.040)	0.031 (0.040)
esfuerzo			0.176** (0.060)
Pseudo R2	0.006	0.006	0.011
AIC	1860.372	1861.576	1854.969
BIC	1877.512	1884.429	1883.536
Log Likelihood	−927.186	−926.788	−922.485
Deviance	1854.372	1853.576	1844.969
Num. obs.	2238	2238	2238

*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; † $p < 0.1$

Tabla 17: Statistical models

Conclusiones

- Bourdieu, Pierre, y Jean-Claude Passeron. 2009. *Los Herederos: Los Estudiantes y La Cultura*. Buenos Aires: Siglo Veintiuno Editores.
- Castillo, Juan Carlos, Mauricio Salgado, Kevin Carrasco, y Andreas Laffert. 2024. «The Socialization of Meritocracy and Market Justice Preferences at School». *Societies* 14 (11): 214. <https://doi.org/10.3390/soc14110214>.
- Chancel, L., T. Piketty, E. Saez, y G. Zucman. 2022. «World Inequality Report 2022». Paris, France: World Inequality Lab.
- Collins, Randall. 1989. *La Sociedad Credencialista*. Ediciones Akal.