

# Metodología I

## Magíster en Ciencias Sociales

Pablo Pérez Ahumada  
Universidad de Chile  
Departamento de sociología

# **Módulo 3**

## **Regresión lineal y logística binaria**

# MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA

# Coeficientes *logit* y *odds* en la regresión logística

- Por lo tanto, para estimar probabilidades a través de una regresión logística hay que seguir estos pasos
  1. Estimar los *odds* o razón de probabilidades
  2. Estimar *odds ratios* (razones entre odds)
  3. Aplicar una transformación logarítmica a esos odds ratios para obtener coeficientes *logit*
  4. Calcular las *probabilidades*

## REGRESIÓN LOGÍSTICA: ejemplo

# Ejemplo regresión logística (resultados en log odds)

- ¿Existe una relación estadísticamente significativa entre afiliación sindical y participación en marchas?
- Datos: Encuesta Mundial de Valores (Chile 2006, 2012 y 2018)
  - Variable dependiente: ¿Ha participado en marchas en los últimos 12 meses? 1 = sí; 0 = no
  - Variable independiente de interés: ¿Está afiliado/a a un sindicato?
  - Controles demográficos: género (female), edad en años (X003), educación (3 tramos), sector privado (private\_sector) y nivel de politización medido en escala de 0 a 6 (politicization)
  - Otro control: ola de aplicación de la encuesta. Wave: 2006, 2012, 2018

¿Existe una relación estadísticamente significativa entre afiliación sindical y participación en marchas?

	M1 (m prob lineal)	M1 (log odds)	M2 (log odds)	M3 (log odds)
(Intercept)	0.167 *** (0.022)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)
Unionized	0.072 ** (0.027)	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)
WaveWave 6	0.079 ** (0.027)	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.005 (0.027)	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)
Female			-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)
X003			-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2			0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)
Educ3			0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)
private_sector			-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)
politicization				0.282 *** (0.042)
R^2	0.013			
Adj. R^2	0.011			
Num. obs.	1457	1457	1457	1457
AIC		1475.887	1460.059	1415.850
BIC		1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood		-733.944	-721.030	-697.925
Deviance		1467.887	1442.059	1395.850
*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; † p < 0.1				

¿Existe una relación estadísticamente significativa entre afiliación sindical y participación en marchas?

Ej. Modelo 2:

	M1 (m prob lineal)	M1 (log odds)	M2 (log odds)	M3 (log odds)
(Intercept)	0.167 *** (0.022)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)
Unionized	0.072 ** (0.027)	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)
WaveWave 6	0.079 ** (0.027)	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.005 (0.027)	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)
Female			-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)
X003			-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2			0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)
Educ3			0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)
private_sector			-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)
politicization				0.282 *** (0.042)
R^2	0.013			
Adj. R^2	0.011			
Num. obs.	1457	1457	1457	1457
AIC		1475.887	1460.059	1415.850
BIC		1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood		-733.944	-721.030	-697.925
Deviance		1467.887	1442.059	1395.850
*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; † p < 0.1				



¿Existe una relación estadísticamente significativa entre afiliación sindical y participación en marchas?

### Ej. Modelo 2:

- En comparación a los no sindicalizados (categoría de referencia), el log-odds de participación en marchas para afiliados a sindicatos aumenta en 0,39 ( $p < 0,05$ )

	M1 (m prob lineal)	M1 (log odds)	M2 (log odds)	M3 (log odds)
(Intercept)	0.167 *** (0.022)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)
Unionized	0.072 ** (0.027)	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)
WaveWave 6	0.079 ** (0.027)	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.005 (0.027)	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)
Female			-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)
X003			-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2			0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)
Educ3			0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)
private_sector			-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)
politicization				0.282 *** (0.042)
R^2	0.013			
Adj. R^2	0.011			
Num. obs.	1457	1457	1457	1457
AIC		1475.887	1460.059	1415.850
BIC		1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood		-733.944	-721.030	-697.925
Deviance		1467.887	1442.059	1395.850

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

# Log-odds – problemas de interpretación

- A pesar de sus ventajas, los coeficientes logit son difíciles de interpretar
  - Los coef. logit son el resultado de una transformación de la escala original
  - Ellos *no* muestran directamente probabilidades (éstas siempre tienen valores entre 0 y 1)

# Log-odds – problemas de interpretación

- ¿Qué hacer?
  - Volver a la escala original; *odds ratios*
- ¿Cómo?
  - Mediante la *exponenciación de los coeficientes* (la función exponencial es la inversa del logaritmo)

# Paso de log-odds a odds ratios

	M1 (m prob lineal)	M1 (log odds)	M2 (log odds)	M3 (log odds)
(Intercept)	0.167 *** (0.022)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)
Unionized	0.072 ** (0.027)	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)
WaveWave 6	0.079 ** (0.027)	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.005 (0.027)	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)
Female			-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)
X003			-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2			0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)
Educ3			0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)
private_sector			-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)
politicization				0.282 *** (0.042)
-----				
R^2	0.013			
Adj. R^2	0.011			
Num. obs.	1457	1457	1457	1457
AIC		1475.887	1460.059	1415.850
BIC		1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood		-733.944	-721.030	-697.925
Deviance		1467.887	1442.059	1395.850
=====				
*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; † p < 0.1				

$$\text{logit}_x = \log(\text{Odds}_x)$$

$$e^{\text{logit}} = \text{Odds}_x$$

$$e^{0.39} = \text{Odds}_x = 1.477$$

# Paso de log-odds a odds ratios

	M1 (m prob lineal)	M1 (log odds)	M2 (log odds)	M3 (log odds)
(Intercept)	0.167 *** (0.022)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)
Unionized	0.072 ** (0.027)	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)
WaveWave 6	0.079 ** (0.027)	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.005 (0.027)	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)
Female			-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)
X003			-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2			0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)
Educ3			0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)
private_sector			-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)
politicization				0.282 *** (0.042)
-----				
R^2	0.013			
Adj. R^2	0.011			
Num. obs.	1457	1457	1457	1457
AIC		1475.887	1460.059	1415.850
BIC		1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood		-733.944	-721.030	-697.925
Deviance		1467.887	1442.059	1395.850
=====				
*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; † p < 0.1				

$$\text{logit}_x = \log(\text{Odds})$$

$$e^{\text{logit}} = \text{Odds}_x$$

$$e^{0,39} = \text{Odds}_x = 1,477$$

Las chances (odds) de participar en marchas de los/as sindicalizados/as son 1,5 veces más que las de quienes no están sindicalizados/as, *controlando por las otras variables incluidas en el modelo*

# Comparación coeficientes logit v/s odds ratios

Comando básico de R `exp(coef())`

## Log odds

	m1 (log odds)	m2 (log odds)	m3 (log odds)
(Intercept)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)
Unionized	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)
WaveWave 6	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)
Female		-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)
X003		-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2		0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)
Educ3		0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)
private_sector		-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)
politicization			0.282 *** (0.042)
AIC	1475.887	1460.059	1415.850
BIC	1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood	-733.944	-721.030	-697.925
Deviance	1467.887	1442.059	1395.850
Num. obs.	1457	1457	1457

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

## Odds ratio

	m1 (OR)	m2 (OR)	m3 (OR)
(Intercept)	0.202 ***	0.359 *	0.252 **
Unionized	1.519 **	1.477 *	1.366 †
WaveWave 6	1.600 **	1.646 **	1.642 **
WaveWave 7	0.969	0.903	0.886
Female		0.980	1.106
X003		0.993	0.988 *
Educ2		1.042	0.949
Educ3		1.684 †	1.296
private_sector		0.597 **	0.641 *
politicization			1.326 ***
AIC	1475.887	1460.059	1415.850
BIC	1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood	-733.944	-721.030	-697.925
Deviance	1467.887	1442.059	1395.850
Num. obs.	1457	1457	1457

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

¿Qué cambia y no cambia en las tablas?

## Comparación coeficientes logit v/s odds ratios

Log odds

	m1 (log odds)	m2 (log odds)	m3 (log odds)
(Intercept)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)
Unionized	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)
WaveWave 6	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)
Female		-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)
X003		-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2		0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)
Educ3		0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)
private_sector		-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)
politicization			0.282 *** (0.042)
AIC	1475.887	1460.059	1415.850
BIC	1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood	-733.944	-721.030	-697.925
Deviance	1467.887	1442.059	1395.850
Num. obs.	1457	1457	1457

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

Odds ratio

	m1 (OR)	m2 (OR)	m3 (OR)
(Intercept)	0.202 ***	0.359 *	0.252 **
Unionized	1.519 **	1.477 *	1.366 †
WaveWave 6	1.600 **	1.646 **	1.642 **
WaveWave 7	0.969	0.903	0.886
Female		0.980	1.106
X003		0.993	0.988 *
Educ2		1.042	0.949
Educ3		1.684 †	1.296
private_sector		0.597 **	0.641 *
politicization			1.326 ***
AIC	1475.887	1460.059	1415.850
BIC	1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood	-733.944	-721.030	-697.925
Deviance	1467.887	1442.059	1395.850
Num. obs.	1457	1457	1457

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

¿Qué cambia y no cambia en las tablas?

Ejemplo: Pérez Ahumada, et al. (2024). Class inequality, power, and trust in private companies: Evidence from Latin America. *Business and Politics*



**Table 2.** Logistic Regression Models predicting trust in private companies in Latin America, 2005–2015 (standard errors in parentheses)

	Model 1		Model 2		Model 3		Model 4	
	Log odds	Odd ratios	Log odds	Odd ratios	Log odds	Odd ratios	Log odds	Odd ratios
Class location (ref.: Employers)								
Small employers	−0.280* (0.111)	0.756	−0.255* (0.111)	0.775	−0.226† (0.116)	0.798	−0.222† (0.117)	0.801
Formal petite bourgeoisie	0.124 (0.130)	1.132	0.130 (0.130)	1.139	0.178 (0.136)	1.195	0.166 (0.136)	1.180
Expert managers	−0.091 (0.109)	0.913	−0.070 (0.109)	0.932	−0.113 (0.114)	0.893	−0.122 (0.115)	0.885
Experts	0.183 (0.126)	1.201	0.204 (0.126)	1.227	0.226† (0.132)	1.253	0.244† (0.132)	1.277
Supervisors	−0.007 (0.158)	0.993	0.011 (0.158)	1.011	0.088 (0.165)	1.092	0.088 (0.166)	1.092
Workers	−0.245* (0.107)	0.783	−0.214* (0.107)	0.807	−0.202† (0.112)	0.817	−0.217† (0.113)	0.805
Informal self-employed	−0.405*** (0.106)	0.665	−0.371*** (0.107)	0.690	−0.404*** (0.111)	0.668	−0.420*** (0.112)	0.657
Political position (ref.: Left)								
Center			0.167*** (0.038)	1.182	0.231*** (0.040)	1.260	0.223*** (0.040)	1.250
Right			0.359*** (0.037)	1.432	0.263*** (0.039)	1.301	0.265*** (0.039)	1.303
No position			−0.050 (0.043)	0.951	0.059 (0.045)	1.060	0.057 (0.045)	1.059
Trust in institutions					0.231*** (0.005)	1.235	0.214*** (0.005)	1.239
Year (ref.: 2005)								
2010	−0.008 (0.033)	0.992	0.002 (0.034)	1.002	−0.016 (0.035)	0.984	0.056 (0.132)	1.058
2015	−0.158*** (0.034)	0.853	−0.147*** (0.034)	0.863	−0.037 (0.036)	0.964	0.147 (0.132)	1.158

(Continued)

**Table 2.** (Continued)

	Model 1		Model 2		Model 3		Model 4	
	Log odds	Odd ratios	Log odds	Odd ratios	Log odds	Odd ratios	Log odds	Odd ratios
Country fixed effects	Yes		Yes		Yes		Yes	
Year-country interactions	No		No		No		Yes	
Constant	0.736*** (0.131)	2.187	0.518*** (0.134)	1.687	−1.413*** (0.147)	0.243	−1.478*** (0.169)	0.2228
AIC	31,049.721		30,916.498		28,905.590		28,832.488	
BIC	31,291.544		31,182.504		29,179.657		29,332.257	
Log-likelihood	−15,494.860		−15,425.249		−14,418.795		−14,354.244	
Deviance	30,989.721		30,850.498		28,837.590		28,708.488	
Observations	23,407		23,407		23,407		23,407	

*Note:* The following variables were included in the models but not reported in this table: gender, age, and perceived economic situation (see main text for definitions).

\*\*\* $p < 0.001$ ;

\*\* $p < 0.01$ ;

\* $p < 0.05$ ;

† $p < 0.1$ .

**REGRESIÓN LOGÍSTICA: probabilidades predichas**

# Cálculo de probabilidades predichas

- Ver este modelo simplificado, con una sola variable independiente (página siguiente)

# Cálculo de probabilidades predichas

```
=====
                        m0 (log odds)
-----
(Intercept)      -1.422 ***
                  (0.074)
Unionized         0.374 *
                  (0.153)
-----
AIC               1485.340
BIC               1495.908
Log Likelihood    -740.670
Deviance          1481.340
Num. obs.         1457
=====
*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; † p < 0.1
```

$$\text{logit}(\text{prob marcha}) = \alpha + \beta_1 X_1$$

# Cálculo de probabilidades predichas

A partir de este modelo se pueden predecir log-odds y, más importante aún, probabilidades para personas con distintos atributos controlados en el modelo (ej., sindicalizadas o no)

```
=====
                        m0 (log odds)
-----
(Intercept)      -1.422 ***
                  (0.074)
Unionized         0.374 *
                  (0.153)
-----
AIC               1485.340
BIC               1495.908
Log Likelihood    -740.670
Deviance          1481.340
Num. obs.         1457
=====
*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; † p < 0.1
```

$$\text{logit}(\text{prob marcha}) = \alpha + \beta_1 X_1$$

# Cálculo de probabilidades predichas

A partir de este modelo se pueden predecir log-odds y, más importante aún, probabilidades para personas con distintos atributos controlados en el modelo (ej., sindicalizadas o no)

```
=====
                        m0 (log odds)
-----
(Intercept)      -1.422 ***
                  (0.074)
Unionized         0.374 *
                  (0.153)
-----
AIC               1485.340
BIC               1495.908
Log Likelihood    -740.670
Deviance          1481.340
Num. obs.         1457
=====
*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; † p < 0.1
```

$$\text{logit}(\text{prob marcha}) = \alpha + \beta_1 X_1$$

$$\text{logit}(\text{prob marcha})_{\text{sindical}} = -1,422 + (0,374 * \text{Unionized} = 1) = -1,048$$

$$\text{logit}(\text{prob marcha})_{\text{Nosindical}} = -1,422 + (0,374 * \text{Unionized} = 0) = -1,422$$

# Cálculo de probabilidades predichas

A partir de este modelo se pueden predecir log-odds y, más importante aún, probabilidades para personas con distintos atributos controlados en el modelo (ej., sindicalizadas o no)

```
=====
                        m0 (log odds)
-----
(Intercept)      -1.422 ***
                  (0.074)
Unionized         0.374 *
                  (0.153)
-----
AIC               1485.340
BIC               1495.908
Log Likelihood    -740.670
Deviance          1481.340
Num. obs.         1457
=====
*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; † p < 0.1
```

$$\text{logit}(\text{prob marcha}) = \alpha + \beta_1 X_1$$

$$\text{logit}(\text{prob marcha})_{\text{sindical}} = -1,422 + (0,374 * \text{Unionized} = 1) = -1,048$$

$$\text{logit}(\text{prob marcha})_{\text{Nosindical}} = -1,422 + (0,374 * \text{Unionized} = 0) = -1,422$$

Este “puntaje predicho” (log-odds) no tiene interpretación, por lo que hay que pasarlo a Odds



# Cálculo de probabilidades predichas

Transformación de log-odds predichos a odds predichos

$$Odds_x = e^{\alpha + \beta_j X_j}$$

# Cálculo de probabilidades predichas

Transformación de log-odds predichos a odds predichos

$$Odds_x = e^{\alpha + \beta_j X_j}$$

$$Odds_{sindicalizados} = e^{-1,048} = 0,35$$

$$Odds_{nosindicalizados} = e^{-1,422} = 0,24$$

# Cálculo de probabilidades predichas

Finalmente, habiendo calculado los odds para cada tipo de persona se pueden calcular sus **probabilidades predichas**

$$p = \frac{e^{\alpha + \beta_j X_j}}{1 + e^{\alpha + \beta_j X_j}} = \frac{Odds_{x_j}}{1 + Odds_{x_j}}$$

# Cálculo de probabilidades predichas

Finalmente, habiendo calculado los odds para cada tipo de persona se pueden calcular sus **probabilidades predichas**

$$p = \frac{e^{\alpha + \beta_j X_j}}{1 + e^{\alpha + \beta_j X_j}} = \frac{Odds_{x_j}}{1 + Odds_{x_j}}$$

$$p_{sindical} = \frac{0,35}{1 + 0,35} = \frac{0,35}{1,35} = 0,26$$

$$p_{nosindical} = \frac{0,24}{1 + 0,24} = \frac{0,24}{1,24} = 0,19$$

# Cálculo de probabilidades predichas

Finalmente, habiendo calculado los odds para cada tipo de persona se pueden calcular sus **probabilidades predichas**

$$p = \frac{e^{\alpha + \beta_j X_j}}{1 + e^{\alpha + \beta_j X_j}} = \frac{Odds_{x_j}}{1 + Odds_{x_j}}$$

$$p_{\text{sindical}} = \frac{0,35}{1 + 0,35} = \frac{0,35}{1,35} = 0,26$$

$$p_{\text{nosindical}} = \frac{0,24}{1 + 0,24} = \frac{0,24}{1,24} = 0,19$$

La probabilidad de que un/a **sindicalizado** participe en marchas es del **26%**, mientras que la probabilidad de participar de alguien que **no está sindicalizado/a** es del **19%**

## En resumen...

- La gran dificultad de los modelos de regresión logística está en la transformación que se tiene que hacer de sus coeficientes (de log-odds, a odds y luego a probabilidades)
- Solo luego de realizar esa transformación se pueden estimar probabilidades
- Otra dificultad: la relación entre estas unidades de medida no es intuitiva

**Ejemplo ficticio** (Cohen et al 2014, p. 489): Predicción de la probabilidad de que un/a académico/a sea ascendido, según el número de publicaciones

**Modelo de regresión logística:**

$$\text{logit}(\text{prob ascenso}) = \alpha + \beta_1 X_1$$

$$\text{logit}(\text{prob ascenso}) = -6,00 + 0,39(\text{num. publicaciones})$$

TABLE 13.2.1

Fictitious Logistic Regression Example Predicting Probability of Promotion to Associate Professor as a Function of Number of Publications

The regression equation is

$$\text{logit}(\text{promotion}) = .39 (\text{publications}) - 6.00.$$

Case	Number of publications	Logit	Odds	Probability	
100	0	-6.00	.00	.00	
101	1	-5.61	.00	.00	
102	2	-5.22	.01	.01	
103	3	-4.83	.01	.01	
104	4	-4.44	.01	.01	
105	5	-4.05	.02	.02	
106	6	-3.66	.03	.03	
107	7	-3.27	.04	.04	
108	8	-2.88	.06	.05	
109	9	-2.49	.08	.08	
110	10	-2.10	.12	.11	
111	11	-1.71	.18	.15	
112	12	-1.32	.27	.21	
113	13	-.93	.39	.28	
114	14	-.54	.58	.37	
115	15	-.15	.86	.46	
	<b>15.38</b>	<b>.00</b>	<b>1.00</b>	<b>.50</b>	hypothetical case with 15.38 publications and exactly .50 probability of promotion.
116	16	.24	1.27	.56	
117	17	.63	1.88	.65	
118	18	1.02	2.77	.73	
119	19	1.41	4.10	.80	
120	20	1.80	6.05	.86	
121	21	2.19	8.94	.90	
122	22	2.58	13.20	.93	
123	23	2.97	19.49	.95	
124	24	3.36	28.79	.97	
125	25	3.75	42.52	.98	
126	26	4.14	62.80	.98	
127	27	4.53	92.76	.99	
128	28	4.92	137.00	.99	
129	29	5.31	202.35	1.00	
130	30	5.70	298.87	1.00	

**Ejemplo ficticio** (Cohen et al 2014, p. 489): Predicción de la probabilidad de que un/a académico/a sea ascendido, según el número de publicaciones

**Modelo de regresión logística:**

$$\text{logit}(\text{prob ascenso}) = \alpha + \beta_1 X_1$$

$$\text{logit}(\text{prob ascenso}) = -6,00 + 0,39(\text{num. publicaciones})$$



# Probabilidades predichas en R (paquete *ggeffects*)

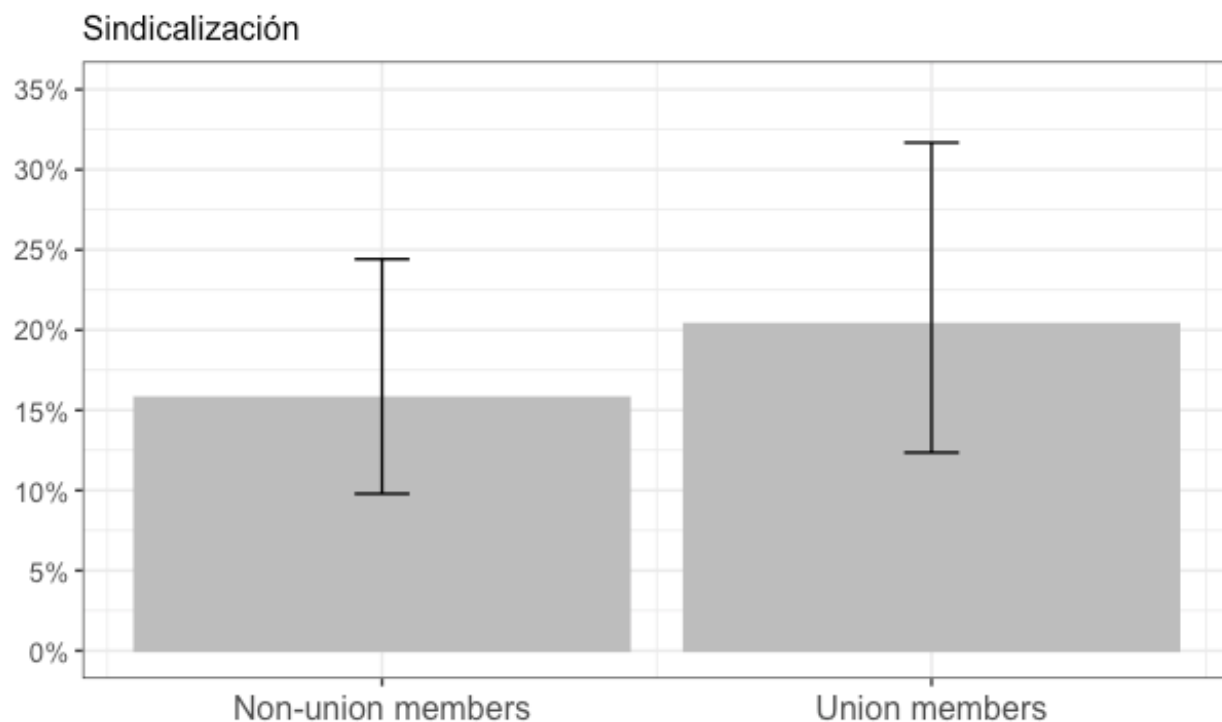
- Paquete *ggeffects* de R: útil para estimar probabilidades predichas a partir de modelos de regresión logísticas
- Combinado con *ggplot2*, se pueden generar gráficos que muestran de modo más intuitivo la relación entre variables

	m1 (log odds)	m2 (log odds)	m3 (log odds)
(Intercept)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)
Unionized	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)
WaveWave 6	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)
Female		-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)
X003		-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2		0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)
Educ3		0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)
private_sector		-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)
politicization			0.282 *** (0.042)
AIC	1475.887	1460.059	1415.850
BIC	1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood	-733.944	-721.030	-697.925
Deviance	1467.887	1442.059	1395.850
Num. obs.	1457	1457	1457
*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; † p < 0.1			

	m1 (log odds)	m2 (log odds)	m3 (log odds)
(Intercept)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)
Unionized	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)
WaveWave 6	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)
Female		-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)
X003		-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2		0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)
Educ3		0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)
private_sector		-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)
politicization			0.282 *** (0.042)
AIC	1475.887	1460.059	1415.850
BIC	1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood	-733.944	-721.030	-697.925
Deviance	1467.887	1442.059	1395.850
Num. obs.	1457	1457	1457

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

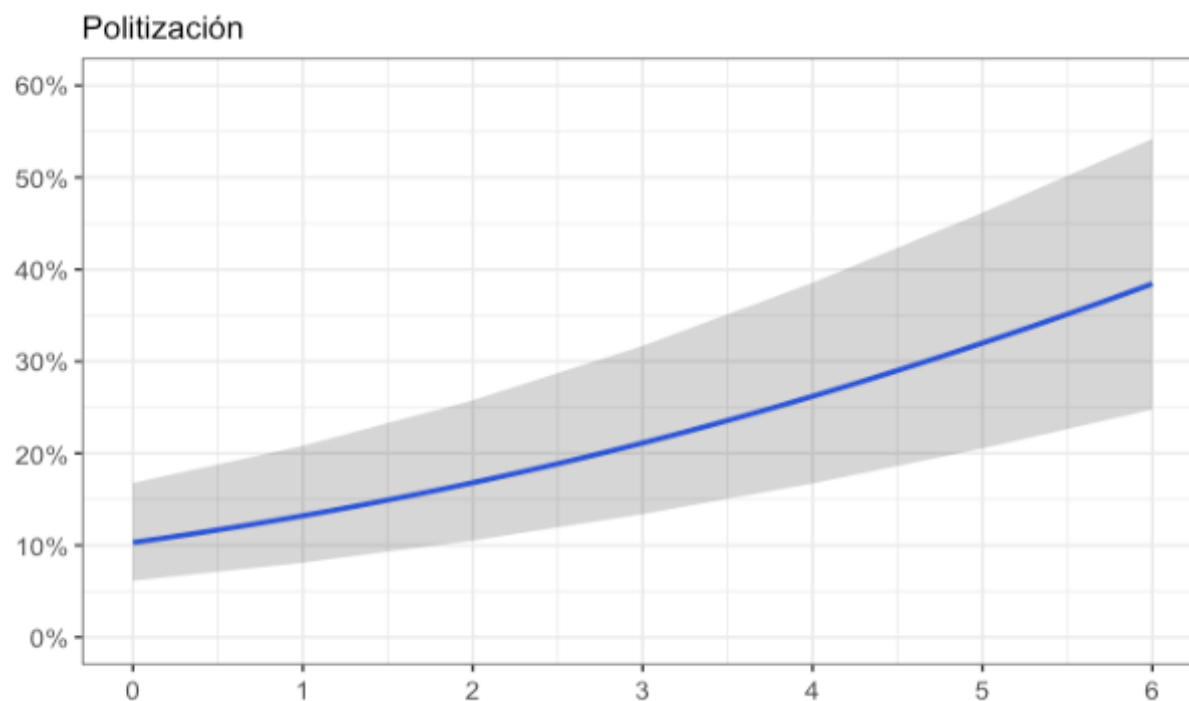
Relación entre sindicalización y prob. participar en marchas (m3)



	m1 (log odds)	m2 (log odds)	m3 (log odds)
(Intercept)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)
Unionized	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)
WaveWave 6	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)
Female		-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)
X003		-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2		0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)
Educ3		0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)
private_sector		-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)
politicization			0.282 *** (0.042)
AIC	1475.887	1460.059	1415.850
BIC	1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood	-733.944	-721.030	-697.925
Deviance	1467.887	1442.059	1395.850
Num. obs.	1457	1457	1457

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

Relación entre politización y prob. participar en marchas (m3)

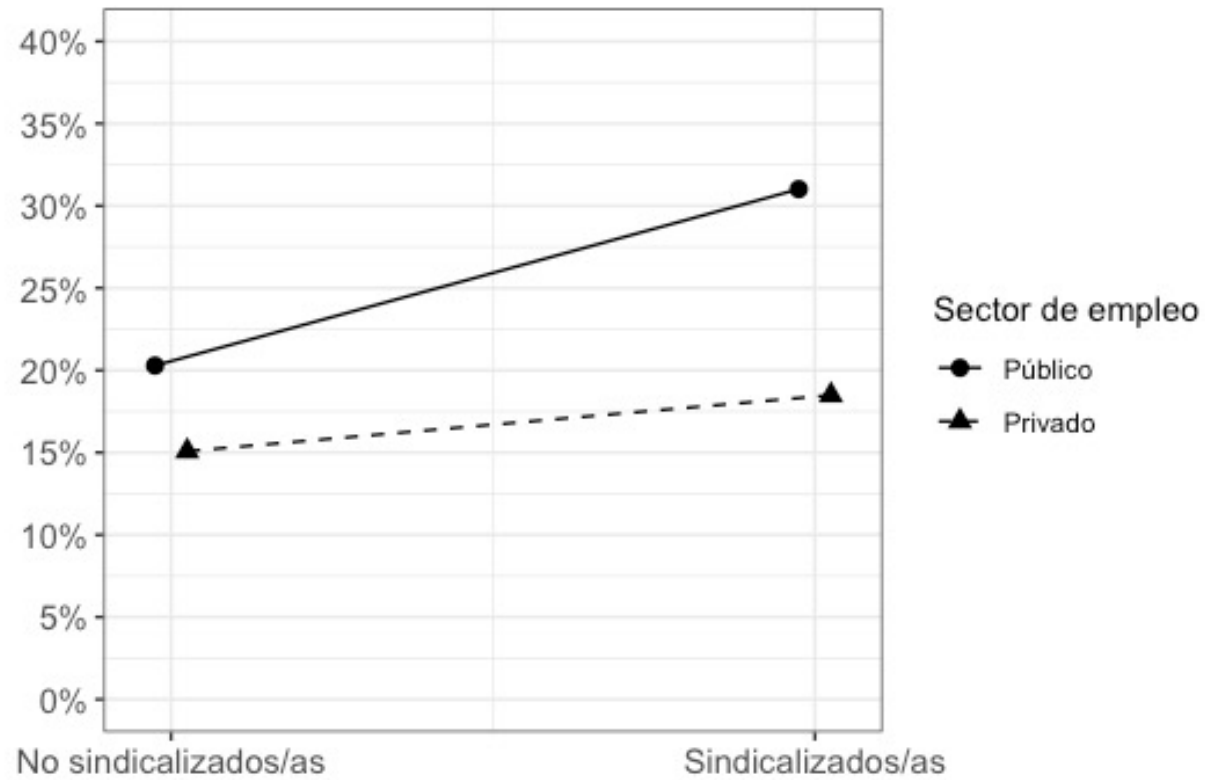


## Efecto de interacción sindicalización/sector de empleo (privado)

	M1 (log odds)	M2 (log odds)	M3 (log odds)	M3.1 (log odds)
(Intercept)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)	-1.452 ** (0.447)
Unionized	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)	0.569 (0.353)
WaveWave 6	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)	-0.122 (0.184)
Female		-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)	0.094 (0.140)
X003		-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2		0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)	-0.044 (0.272)
Educ3		0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)	0.259 (0.289)
private_sector		-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)	-0.360 † (0.210)
politicization			0.282 *** (0.042)	0.281 *** (0.042)
Unionized:private_sector				-0.324 (0.397)
AIC	1475.887	1460.059	1415.850	1417.185
BIC	1497.024	1507.616	1468.691	1475.310
Log Likelihood	-733.944	-721.030	-697.925	-697.592
Deviance	1467.887	1442.059	1395.850	1395.185
Num. obs.	1457	1457	1457	1457

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

## Efecto de interacción sindicalización/sector de empleo (privado)

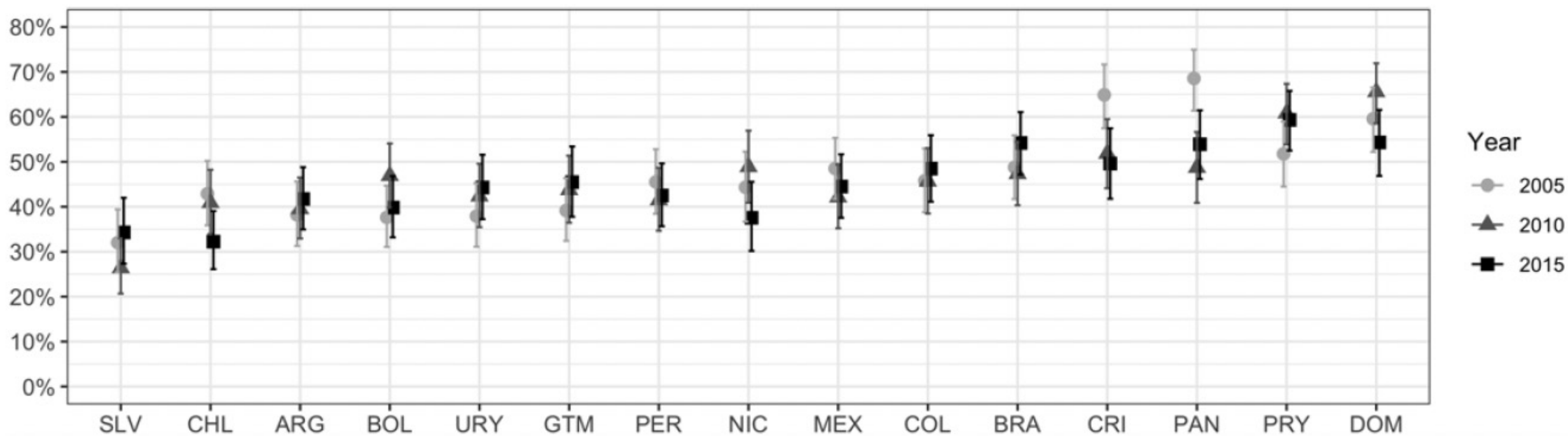


	M1 (log odds)	M2 (log odds)	M3 (log odds)	M3.1 (log odds)
(Intercept)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)	-1.452 ** (0.447)
Unionized	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)	0.569 (0.353)
WaveWave 6	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)	-0.122 (0.184)
Female		-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)	0.094 (0.140)
X003		-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2		0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)	-0.044 (0.272)
Educ3		0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)	0.259 (0.289)
private_sector		-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)	-0.360 † (0.210)
politicization			0.282 *** (0.042)	0.281 *** (0.042)
Unionized:private_sector				-0.324 (0.397)
AIC	1475.887	1460.059	1415.850	1417.185
BIC	1497.024	1507.616	1468.691	1475.310
Log Likelihood	-733.944	-721.030	-697.925	-697.592
Deviance	1467.887	1442.059	1395.850	1395.185
Num. obs.	1457	1457	1457	1457

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

Ejemplo: Pérez Ahumada, et al. (2024). Class inequality, power, and trust in private companies: Evidence from Latin America. *Business and Politics*

- ¿Ha cambiado la confianza en los empresarios a lo largo del tiempo?
- Interacción año\*país



**Figure 1.** Predicted probabilities of trusting in private companies for the interaction between year and country.



## **REGRESIÓN LOGÍSTICA: medidas de bondad de ajuste**

# Medidas de bondad de ajuste de la regresión logística

- A diferencia de la regresión MCO, en la reg. logística no existe un  $R^2$  que muestre la cantidad de varianza explicada por el modelo
  - Por ello, en la reg. logística se usan otras medidas para evaluar la calidad del modelo
- Estas medidas se calculan a partir del proceso a través del cual se estiman los coeficientes de la regresión logística: *máxima verosimilitud*
- En otras palabras, estas medidas de ajuste se basan en el concepto de **log-verosimilitud (LL o log-likelihood)**, que evalúa un modelo en función de sus **residuos** (lo no explicado por el modelo)
  - Hay *varias* medidas complementarias que se analizan *comparativamente*

## LL y Devianza

### Log-likelihood (razón de verosimilitud)

Medida que indica el grado de ajuste de cada modelo.

Tiene valores  $-\infty$  a  $+\infty$ . Mayor puntaje indica mejor ajuste

	m1 (log odds)	m2 (log odds)	m3 (log odds)
(Intercept)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)
Unionized	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)
WaveWave 6	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)
Female		-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)
X003		-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2		0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)
Educ3		0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)
private_sector		-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)
politicization			0.282 *** (0.042)
AIC	1475.887	1460.059	1415.850
BIC	1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood	-733.944	-721.030	-697.925
Deviance	1467.887	1442.059	1395.850
Num. obs.	1457	1457	1457

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

# LL y Devianza

## Log-likelihood

Medida que indica el grado de ajuste de cada modelo.

Tiene valores  $-\infty$  a  $+\infty$ . Mayor puntaje indica mejor ajuste

## Devianza

Medida de la distancia entre el ajuste del modelo y una situación ideal de ajuste perfecto

$$\text{Devianza} = -2 * \log\text{-likelihood}$$

Tiene valores de 0 a  $+\infty$ . *Menor* puntaje indica mejor ajuste

	m1 (log odds)	m2 (log odds)	m3 (log odds)
(Intercept)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)
Unionized	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)
WaveWave 6	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)
Female		-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)
X003		-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2		0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)
Educ3		0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)
private_sector		-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)
politicization			0.282 *** (0.042)
AIC	1475.887	1460.059	1415.850
BIC	1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood	-733.944	-721.030	-697.925
Deviance	1467.887	1442.059	1395.850
Num. obs.	1457	1457	1457

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

# LL y Devianza

## Log-likelihood

Medida que indica el grado de ajuste de cada modelo.

Tiene valores  $-\infty$  a  $+\infty$ . Mayor puntaje indica mejor ajuste

## Devianza

Medida de la distancia entre el ajuste del modelo y una situación ideal de ajuste perfecto

$$\text{Devianza} = -2 * \log\text{-likelihood}$$

Tiene valores de 0 a  $+\infty$ . *Menor* puntaje indica mejor ajuste

**Problema:** más variables en un modelo van a aumentar siempre el ajuste del modelo

	m1 (log odds)	m2 (log odds)	m3 (log odds)
(Intercept)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)
Unionized	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)
WaveWave 6	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)
Female		-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)
X003		-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2		0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)
Educ3		0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)
private_sector		-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)
politicization			0.282 *** (0.042)
AIC	1475.887	1460.059	1415.850
BIC	1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood	-733.944	-721.030	-697.925
Deviance	1467.887	1442.059	1395.850
Num. obs.	1457	1457	1457

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

# LL y Devianza

## Log-likelihood

Medida que indica el grado de ajuste de cada modelo.

Tiene valores  $-\infty$  a  $+\infty$ . Mayor puntaje indica mejor ajuste

## Devianza

Medida de la distancia entre el ajuste del modelo y una situación ideal de ajuste perfecto

$$\text{Devianza} = -2 * \log\text{-likelihood}$$

Tiene valores de 0 a  $+\infty$ . *Menor* puntaje indica mejor ajuste

**Problema:** más variables en un modelo van a aumentar siempre el ajuste del modelo

**Solución:** la Prueba de la Razón de Verosimilitud – Likelihood Ratio Test (comando *anova* en R; también se puede con paquete *lmtest*)

	m1 (log odds)	m2 (log odds)	m3 (log odds)
(Intercept)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)
Unionized	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)
WaveWave 6	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)
Female		-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)
X003		-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2		0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)
Educ3		0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)
private_sector		-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)
politicization			0.282 *** (0.042)
AIC	1475.887	1460.059	1415.850
BIC	1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood	-733.944	-721.030	-697.925
Deviance	1467.887	1442.059	1395.850
Num. obs.	1457	1457	1457

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

# Likelihood Ratio Test

## Comparación m1 – m2

```
> anova(m1log, m2log, test = "Chisq")
Analysis of Deviance Table

Model 1: demonstr_dummy ~ Unionized + Wave
Model 2: demonstr_dummy ~ Unionized + Female + X003 + Educ + private_sector +
  Wave
  Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
1      1453      1467.9
2      1448      1442.1 5    25.828 9.635e-05 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

**H<sub>0</sub>** = no existen diferencias significativas entre los modelos

**H<sub>a</sub>** = el modelo 2 se ajusta sign. mejor a los datos que el modelo 1

# Likelihood Ratio Test

## Comparación m2 – m3

```
> anova(m2log, m3log, test = "Chisq")
Analysis of Deviance Table

Model 1: demonstr_dummy ~ Unionized + Female + X003 + Educ + private_sector +
  Wave
Model 2: demonstr_dummy ~ Unionized + Female + X003 + Educ + private_sector +
  politicization + Wave
  Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
1      1448      1442.1
2      1447      1395.8  1    46.21 1.063e-11 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

**H<sub>0</sub>** = no existen diferencias significativas entre los modelos

**H<sub>a</sub>** = el modelo 3 se ajusta sign. mejor a los datos que el modelo 2



# Akaike information criterion (AIC)

## AIC

Compara calidad de ajuste de modelos, pero corrige por la inclusión de variables

$$\text{AIC} = 2K - 2 * (\log\text{-likelihood})$$

donde

K = cantidad de parámetros del modelo (variables + intercepto)

Menor AIC indica mejor ajuste

	m1 (log odds)	m2 (log odds)	m3 (log odds)
(Intercept)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)
Unionized	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)
WaveWave 6	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)
Female		-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)
X003		-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2		0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)
Educ3		0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)
private_sector		-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)
politicization			0.282 *** (0.042)
AIC	1475.887	1460.059	1415.850
BIC	1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood	-733.944	-721.030	-697.925
Deviance	1467.887	1442.059	1395.850
Num. obs.	1457	1457	1457

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

# Bayesian information criterion (BIC)

## BIC

Similar al AIC, compara calidad de ajuste de modelos corrigiendo por la cantidad de variables incluidas y tamaño de la muestra

$$\text{BIC} = K \cdot \log(N) - 2 \cdot (\log\text{-likelihood})$$

donde

K = cantidad de parámetros del modelo (variables + intercepto)

N = tamaño muestra

*Menor BIC* indica mejor ajuste. En BIC la penalización por cantidad de parámetros es más alta, por lo que el ajuste reportado es *menor*

	m1 (log odds)	m2 (log odds)	m3 (log odds)
(Intercept)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)
Unionized	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)
WaveWave 6	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)
Female		-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)
X003		-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2		0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)
Educ3		0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)
private_sector		-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)
politicization			0.282 *** (0.042)
AIC	1475.887	1460.059	1415.850
BIC	1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood	-733.944	-721.030	-697.925
Deviance	1467.887	1442.059	1395.850
Num. obs.	1457	1457	1457

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

## Otra medida de ajuste: Pseudo R<sup>2</sup> (McFadden)

- El Pseudo R<sup>2</sup> de McFadden es *una* de las formas de calcular R<sup>2</sup> en regresión logística (hay más, como el R<sup>2</sup> de Cox & Snell y el R<sup>2</sup> de Nagelkerke)

$$Pseudo R^2 = 1 - \frac{\ln(L_M)}{\ln(L_0)}$$

Donde:

$\ln(L_M)$  = log-likelihood del modelo que está siendo evaluado

$\ln(L_0)$  = log-likelihood del modelo nulo (sin predictores)

- En [R](#) este Pseudo R<sup>2</sup> (y los otros) se pueden obtener con el paquete *DescTool*

## Tabla de regresión con Pseudo R<sup>2</sup> (McFadden)

	m1 (log odds)	m2 (log odds)	m3 (log odds)
(Intercept)	-1.601 *** (0.140)	-1.023 * (0.424)	-1.379 ** (0.437)
Unionized	0.418 ** (0.155)	0.390 * (0.157)	0.312 † (0.161)
WaveWave 6	0.470 ** (0.168)	0.498 ** (0.171)	0.496 ** (0.174)
WaveWave 7	-0.031 (0.174)	-0.102 (0.181)	-0.121 (0.184)
Female		-0.020 (0.136)	0.100 (0.139)
X003		-0.007 (0.006)	-0.012 * (0.006)
Educ2		0.042 (0.268)	-0.053 (0.272)
Educ3		0.521 † (0.283)	0.259 (0.289)
private_sector		-0.516 ** (0.175)	-0.445 * (0.180)
politicization			0.282 *** (0.042)
Pseudo R2	0.013	0.030	0.061
AIC	1475.887	1460.059	1415.850
BIC	1497.024	1507.616	1468.691
Log Likelihood	-733.944	-721.030	-697.925
Deviance	1467.887	1442.059	1395.850
Num. obs.	1457	1457	1457

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

Ejemplo: Pérez Ahumada, et al. (2024). Class inequality, power, and trust in private companies: Evidence from Latin America. *Business and Politics*

**Table 2.** Logistic Regression Models predicting trust in private companies in Latin America, 2005–2015 (standard errors in parentheses)

	Model 1		Model 2		Model 3		Model 4	
	Log odds	Odd ratios	Log odds	Odd ratios	Log odds	Odd ratios	Log odds	Odd ratios
Class location (ref.: Employers)								
Small employers	−0.280* (0.111)	0.756	−0.255* (0.111)	0.775	−0.226† (0.116)	0.798	−0.222† (0.117)	0.801
Formal petite bourgeoisie	0.124 (0.130)	1.132	0.130 (0.130)	1.139	0.178 (0.136)	1.195	0.166 (0.136)	1.180
Expert managers	−0.091 (0.109)	0.913	−0.070 (0.109)	0.932	−0.113 (0.114)	0.893	−0.122 (0.115)	0.885
Experts	0.183 (0.126)	1.201	0.204 (0.126)	1.227	0.226† (0.132)	1.253	0.244† (0.132)	1.277
Supervisors	−0.007 (0.158)	0.993	0.011 (0.158)	1.011	0.088 (0.165)	1.092	0.088 (0.166)	1.092
Workers	−0.245* (0.107)	0.783	−0.214* (0.107)	0.807	−0.202† (0.112)	0.817	−0.217† (0.113)	0.805
Informal self-employed	−0.405*** (0.106)	0.665	−0.371*** (0.107)	0.690	−0.404*** (0.111)	0.668	−0.420*** (0.112)	0.657
Political position (ref.: Left)								
Center			0.167*** (0.038)	1.182	0.231*** (0.040)	1.260	0.223*** (0.040)	1.250
Right			0.359*** (0.037)	1.432	0.263*** (0.039)	1.301	0.265*** (0.039)	1.303
No position			−0.050 (0.043)	0.951	0.059 (0.045)	1.060	0.057 (0.045)	1.059
Trust in institutions					0.231*** (0.005)	1.235	0.214*** (0.005)	1.239
Year (ref.: 2005)								
2010	−0.008 (0.033)	0.992	0.002 (0.034)	1.002	−0.016 (0.035)	0.984	0.056 (0.132)	1.058
2015	−0.158*** (0.034)	0.853	−0.147*** (0.034)	0.863	−0.037 (0.036)	0.964	0.147 (0.132)	1.158

(Continued)

**Table 2.** (Continued)

	Model 1		Model 2		Model 3		Model 4	
	Log odds	Odd ratios	Log odds	Odd ratios	Log odds	Odd ratios	Log odds	Odd ratios
Country fixed effects	Yes		Yes		Yes		Yes	
Year-country interactions	No		No		No		Yes	
Constant	0.736*** (0.131)	2.187	0.518*** (0.134)	1.687	−1.413*** (0.147)	0.243	−1.478*** (0.169)	0.2228
AIC	31,049.721		30,916.498		28,905.590		28,832.488	
BIC	31,291.544		31,182.504		29,179.657		29,332.257	
Log-likelihood	−15,494.860		−15,425.249		−14,418.795		−14,354.244	
Deviance	30,989.721		30,850.498		28,837.590		28,708.488	
Observations	23,407		23,407		23,407		23,407	

Note: The following variables were included in the models but not reported in this table: gender, age, and perceived economic situation (see main text for definitions).

\*\*\* $p < 0.001$ ;

\*\* $p < 0.01$ ;

\* $p < 0.05$ ;

† $p < 0.1$ .



# En resumen

- Existen varias formas para chequear la calidad de los modelos
- Todas ellas funcionan comparativamente
- Regla general (según mi experiencia): reportar
  - LL
  - Devianza
  - AIC/BIC
  - Cuando sea necesario, Incluir alguna discusión sobre el *likelihood ratio test*
  - Pseudo  $R^2$ , solo como complemento a las otras medidas (nunca por sí solo)