

Abstenção no 1º turno presidencial de 2026

Regressões municipais com efeitos de região, de UF e de porte

Hedibert Freitas Lopes

16 de outubro de 2026

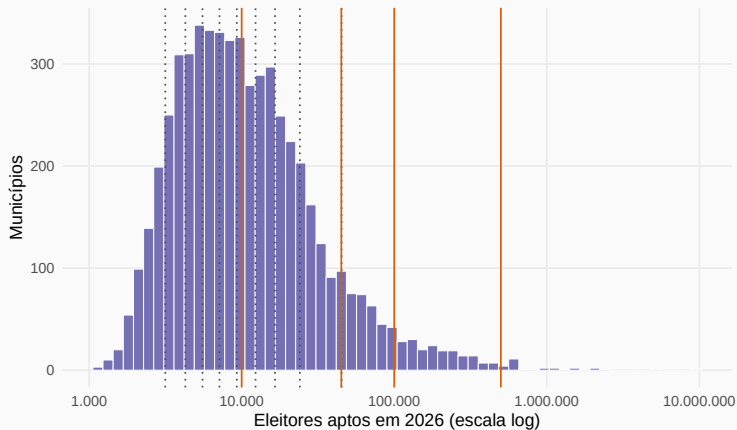
Inspira

- Unidade: município (5570 municípios; 5565 nas regressões, pois 5 municípios criados em 2013 não têm IDHM 2010).
- **Eleições:** TSE, agregadas por município (sem voto no exterior).
 - 1º turno de 2022: resultado oficial.
 - 1º turno de 2026 (04/10): agregado dos boletins de urna de 05/10 — preliminar.
- **IDHM 2010:** Atlas do Desenvolvimento Humano 2013 (PNUD/Ipea/FJP), Censo 2010.
- **Porte:** eleitores aptos no 1º turno de 2026.
- Definições:

$$\% \text{ Abst.} = 100 \cdot \frac{\text{abstenções}}{\text{aptos}}, \quad \% \text{ B+N} = 100 \cdot \frac{\text{brancos} + \text{nulos}}{\text{comparecimento}}.$$

O eleitorado dos municípios

Distribuição do eleitorado apto em 2026



Linhas pontilhadas: decis. Linhas laranja: cortes de porte (10, 45, 100 e 500 mil).

Decis e percentis 91–99 do eleitorado apto

Decil	Eleitores aptos	Percentil	Eleitores aptos
10%	3.158	91%	49.256
20%	4.275	92%	54.840
30%	5.537	93%	61.875
40%	7.154	94%	70.104
50%	9.292	95%	82.388
60%	12.329	96%	99.277
70%	16.541	97%	130.213
80%	24.064	98%	190.533
90%	45.189	99%	310.657

- Metade dos municípios tem até 9.292 eleitores; 90% têm até 45.189.
- Do P90 ao P99 (310.657) o valor cresce quase 7 vezes: cauda muito pesada.

Quantis empíricos do tipo 7 (padrão do R, interpolação linear), sobre os 5570 municípios.

Os 29 municípios com mais de 500 mil eleitores aptos

#	Município	UF	Aptos	% Abst.
1	São Paulo	SP	9.145.124	23,4
2	Rio de Janeiro	RJ	4.952.612	26,1
3	Brasília	DF	2.258.320	18,9
4	Belo Horizonte	MG	1.966.966	23,6
5	Salvador	BA	1.955.479	20,1
6	Fortaleza	CE	1.795.713	13,0
7	Manaus	AM	1.477.265	17,2
8	Curitiba	PR	1.415.148	19,7
9	Recife	PE	1.230.407	15,9
10	Porto Alegre	RS	1.064.200	24,0
11	Belém	PA	1.048.781	17,4
12	Goiânia	GO	1.019.261	19,9
13	Guarulhos	SP	948.908	19,2
14	Campinas	SP	873.613	23,6
15	São Luís	MA	761.443	15,7

#	Município	UF	Aptos	% Abst.
16	São Gonçalo	RJ	653.184	23,5
17	Maceió	AL	646.463	18,7
18	Campo Grande	MS	641.185	20,1
19	Duque de Caxias	RJ	634.694	18,0
20	São Bernardo do Campo	SP	626.647	21,8
21	Nova Iguaçu	RJ	614.931	22,4
22	Teresina	PI	592.974	14,9
23	João Pessoa	PB	591.750	16,1
24	Osasco	SP	583.991	23,3
25	Santo André	SP	573.503	23,3
26	Natal	RN	573.148	20,5
27	São José dos Campos	SP	540.217	18,7
28	Uberlândia	MG	540.033	20,5
29	Sorocaba	SP	531.342	20,9

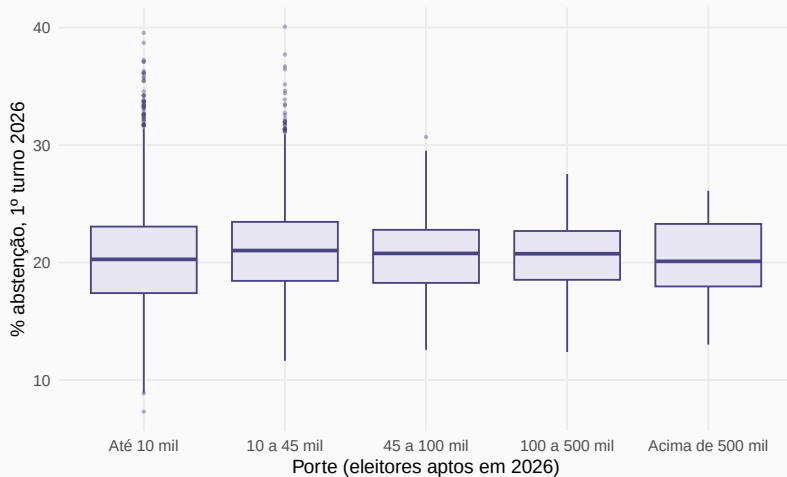
% Abst.: abstenção no 1º turno de 2026. São 18 capitais e 11 outras cidades (8 no estado de SP e 4 no de RJ, contando as capitais).

Faixas de porte

Porte (aptos)	Municípios	Aptos	% dos aptos	Abst. média	Abst. ponderada
Até 10 mil	2.940	15.746.935	10,0	20,5	20,7
10 a 45 mil	2.068	40.938.331	25,9	21,1	21,2
45 a 100 mil	341	22.152.430	14,0	20,5	20,6
100 a 500 mil	192	38.733.970	24,5	20,4	20,4
Acima de 500 mil	29	40.257.302	25,5	20,0	21,2
Total	5.570	157.828.968	100,0	20,7	20,8

- Metade dos municípios tem até 10 mil aptos, mas eles somam só 10% do eleitorado.
- Os 29 municípios acima de 500 mil concentram um quarto do eleitorado.
- Sem controles, a abstenção média quase não varia com o porte (20,0% a 21,1%).

Abstenção em 2026 por porte



Regressões

Estatísticas descritivas (amostra das regressões)

Variável	Média	DP	Mín.	Mediana	Máx.
% Abstenção 2026 (1º t.)	20,72	4,04	7,31	20,59	40,09
% Abstenção 2022 (1º t.)	21,27	4,72	8,82	21,05	40,56
% Brancos+Nulos 2026 (1º t.)	4,45	1,37	1,01	4,32	10,07
IDHM 2010	0,659	0,072	0,418	0,665	0,862

Médias simples entre municípios (não ponderadas pelo eleitorado).

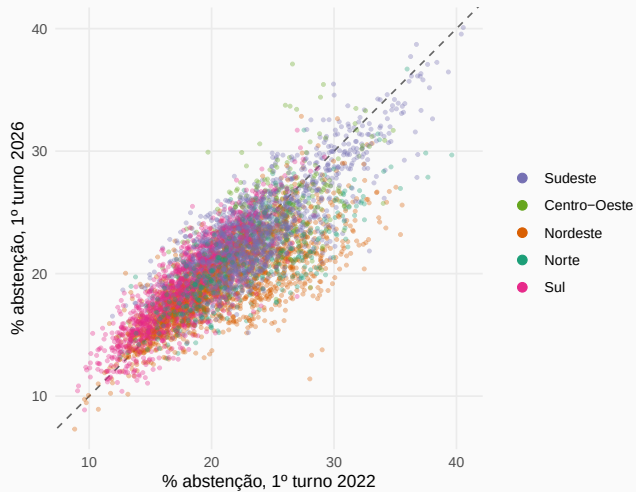
Especificação

Para o município i na UF $s(i)$, região $r(i)$ e faixa de porte $k(i)$:

$$y_i = \alpha + \beta_1 \text{Abst22}_i + \beta_2 \text{BN26}_i + \beta_3 \text{IDHM}_i + \underbrace{\sum_{r \neq \text{SE}} \gamma_r D_{ri}^{\text{reg}}}_{\text{ou } \sum_{s \neq \text{SP}} \delta_s D_{si}^{\text{UF}}} + \sum_{k \neq \leq 10\text{mil}} \theta_k D_{ki}^{\text{porte}} + \varepsilon_i$$

- y_i : % de abstenção no 1º turno de 2026.
- Modelos: (0) sem dummies; (1) região; (2) UF; (3) região + porte; (4) UF + porte.
- Referências: Sudeste, SP e municípios com até 10 mil aptos.
- Porte: até 10 mil; 10 a 45 mil; 45 a 100 mil; 100 a 500 mil; acima de 500 mil.
- IDHM em décimos (β_3 = efeito de +0,1). MQO com erros-padrão HC1.
- **Nota**: no lugar da abstenção de 2026 como regressora (que tornaria o modelo trivial), usamos a abstenção de 2022.

Abstenção 2026 versus 2022



Abstenção 2026 versus IDHM 2010



Resultados

	(0)	(1) Região	(2) UF	(3) Região+porte	(4) UF+porte
Intercepto	-2,200*** (0,354)	9,025*** (0,555)	5,578*** (0,641)	9,817*** (0,638)	7,378*** (0,756)
% Abstenção 2022	0,717*** (0,007)	0,649*** (0,008)	0,686*** (0,009)	0,651*** (0,008)	0,684*** (0,009)
% Brancos+Nulos 2026	0,225*** (0,024)	0,286*** (0,026)	0,228*** (0,030)	0,276*** (0,026)	0,196*** (0,031)
IDHM 2010 (+0,1)	1,013*** (0,042)	-0,356*** (0,064)	-0,010 (0,069)	-0,473*** (0,076)	-0,246*** (0,085)
Norte		-1,872*** (0,139)		-1,959*** (0,145)	
Nordeste		-2,750*** (0,107)		-2,821*** (0,118)	
Sul		-0,271*** (0,092)		-0,236** (0,092)	
Centro-Oeste		0,693*** (0,130)		0,687*** (0,130)	
10 a 45 mil aptos				-0,130* (0,067)	0,069 (0,067)
45 a 100 mil aptos				0,225** (0,107)	0,439*** (0,112)
100 a 500 mil aptos				0,635*** (0,140)	0,960*** (0,152)
Acima de 500 mil aptos				1,005*** (0,304)	1,140*** (0,317)
Dummies de região	Não	Sim	Não	Sim	Não
Dummies de UF	Não	Não	Sim	Não	Sim
Dummies de porte	Não	Não	Não	Sim	Sim
<i>N</i>	5565	5565	5565	5565	5565
<i>R</i> ²	0,682	0,727	0,755	0,728	0,757
<i>R</i> ² ajustado	0,682	0,727	0,754	0,728	0,756

Variável resposta: % abstenção 1º turno 2026. Coeficiente e erro-padrão HC1 (entre parênteses). * $p < 0,1$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$. Referências: Sudeste, SP e até 10 mil aptos.

- Controlando abstenção passada, brancos+nulos, IDHM e UF (modelo 4), a abstenção cresce com o porte, em relação aos municípios de até 10 mil aptos:
 - 10–45 mil: +0,07 p.p. (não significativo);
 - 45–100 mil: +0,44 p.p.;
 - 100–500 mil: +0,96 p.p.;
 - acima de 500 mil: +1,14 p.p.
- Teste conjunto das dummies de porte (Wald robusto): $F = 10,84$ com região e $F = 13,22$ com UF; $p < 0,0001$ nos dois casos.
- Sem controles, a média por porte é quase plana. O gradiente aparece *condicionalmente*: dado o nível de 2022, a abstenção subiu mais nas cidades grandes.
- O ganho de ajuste é pequeno (R^2 ajustado de 0,754 para 0,756): a abstenção passada já captura quase tudo.

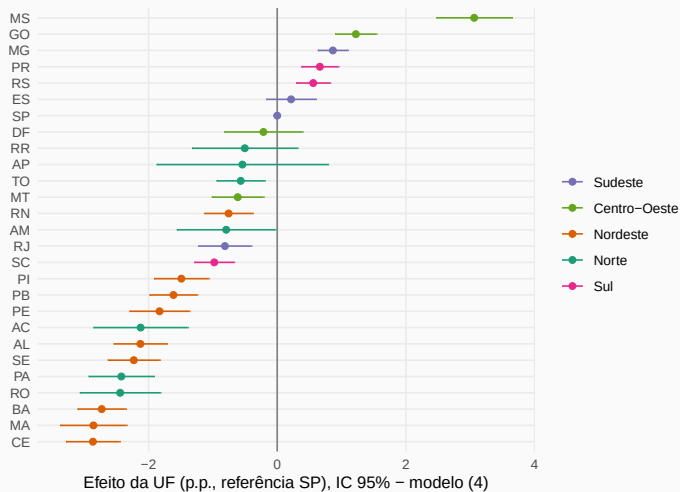
- **Persistência:** 1 p.p. de abstenção em 2022 se traduz em 0,65–0,72 p.p. em 2026, estável em todas as especificações.
- **Branco+nulo 2026:** entre +0,20 e +0,29 p.p. por p.p. Trata-se de associação contemporânea, não de efeito causal.
- **IDHM** (por +0,1): o coeficiente depende dos controles.

(0)	(1) Região	(2) UF	(3) Região+porte	(4) UF+porte
1,01	−0,36	−0,01	−0,47	−0,25

Cidades grandes têm IDHM alto; separando o porte, o IDHM volta a ter efeito negativo.

- **Região:** Nordeste ($\approx -2,8$ p.p.) e Norte ($\approx -2,0$) abstêm-se menos que o Sudeste, e o Centro-Oeste um pouco mais. Teste conjunto: $F = 205,51$.

Efeitos de UF (modelo 4: UF + porte)



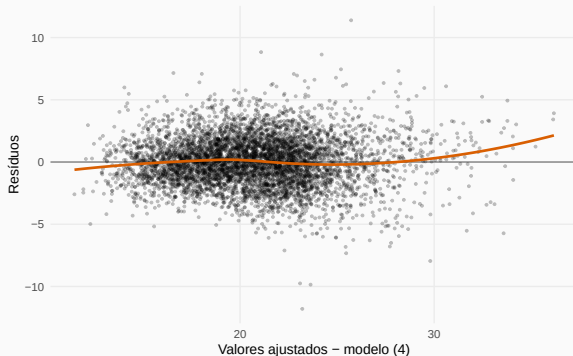
UF ou região?

- O modelo de região equivale ao modelo de UF com a restrição de que todas as UFs de uma mesma região têm o mesmo efeito, o que dá 22 restrições lineares.
- Teste de Wald robusto (HC1):
 - sem porte, (1) contra (2): $F = 31,08$, $p < 0,0001$;
 - com porte, (3) contra (4): $F = 32,09$, $p < 0,0001$.

A restrição é rejeitada nos dois casos.

- Há heterogeneidade dentro das regiões:
 - Centro-Oeste: MS e GO positivos, MT negativo.
 - Sudeste: MG positivo, RJ negativo.
 - Sul: PR e RS positivos, SC negativo.
- O DF tem um único município: sua dummy ajusta Brasília exatamente. Por isso o coeficiente do DF muda de sinal quando o porte entra no modelo.

Diagnóstico: resíduos (modelo 4)



Município	UF	Abst. 2022	Abst. 2026	Resíduo
Amapá do Maranhão	MA	28,0	11,4	-11,8
Anhanguera	GO	26,6	37,1	11,4
Godofredo Viana	MA	29,0	13,8	-9,9
Cândido Mendes	MA	28,2	13,3	-9,8
Guarinos	GO	19,7	29,9	8,8
Mato Grosso	PB	27,3	32,8	8,6
Cuparaque	MG	32,9	21,8	-8,0
Fernando de Noronha	PE	30,3	32,6	7,4

Os maiores resíduos estão em municípios pequenos, com grandes variações de um pleito para outro. Vale conferir se refletem os dados preliminares de 2026.

- Os dados de 2026 são preliminares (boletins de urna de 05/10/2026).
- O IDHM é de 2010, com grande defasagem até 2026.
- O porte usa os aptos de 2026, a mesma base do denominador da variável resposta. Os cortes de porte são exógenos à abstenção, mas a escolha deles é arbitrária.
- Brancos+nulos de 2026 é determinado junto com a abstenção, então o coeficiente descreve associação.
- Todos os municípios têm o mesmo peso; uma versão ponderada pelos aptos daria mais peso às grandes cidades.
- Os erros podem ser correlacionados dentro da UF. Com 27 clusters, erros-padrão agrupados por UF seriam uma verificação natural.

Código

Código R: dados e porte

```
library(readxl); library(sandwich); library(lmtest)

raw <- read_excel("dados/IDHM_eleicoes_presidenciais_municipios.xlsx",
  sheet = "Municipios")
col <- function(prefixo, nome) raw[[paste0(prefixo, " { ", nome)]]
p22 <- "Pres. 2022 1º turno"; p26 <- "Pres. 2026 1º turno"

todos <- data.frame(
  uf = raw[["UF"]], regiao = raw[["Região"]], idhm = raw[["IDHM 2010"]],
  aptos26 = col(p26, "Aptos"),
  abst26 = 100 * col(p26, "Abstenções") / col(p26, "Aptos"),
  bn26 = 100 * (col(p26, "Branços") + col(p26, "Nulos")) / col(p26, "Comparecimento"),
  abst22 = 100 * col(p22, "Abstenções") / col(p22, "Aptos"))

quantile(todos$aptos26, seq(.1, .9, .1))      # decis
quantile(todos$aptos26, seq(.91, .99, .01))  # percentis 91 a 99

todos$porte <- cut(todos$aptos26, c(0, 10e3, 45e3, 100e3, 500e3, Inf),
  labels = c("ate10", "10a45", "45a100", "100a500", "mais500"))
todos$regiao <- relevel(factor(todos$regiao), ref = "Sudeste")
todos$uf <- relevel(factor(todos$uf), ref = "SP")
dados <- subset(todos, !is.na(idhm)); dados$idhm10 <- 10 * dados$idhm
```

Código R: modelos e testes

```
base <- abst26 ~ abst22 + bn26 + idhm10
m1 <- lm(update(base, . ~ . + regioao),      data = dados)
m2 <- lm(update(base, . ~ . + uf),           data = dados)
m3 <- lm(update(base, . ~ . + regioao + porte), data = dados)
m4 <- lm(update(base, . ~ . + uf + porte),    data = dados)

V <- function(m) vcovHC(m, type = "HC1")
coeftest(m4, vcov. = V(m4))

# Wald robusto para H0: R b = 0
wald_lin <- function(m, R, vc) {
  rb <- R %*% coef(m)
  W  <- as.numeric(t(rb) %*% solve(R %*% vc %*% t(R)) %*% rb)
  q  <- nrow(R)
  c(F = W / q, p = pf(W / q, q, df.residual(m), lower.tail = FALSE))
}
wald_lin(m4, R_zero(m4, "~porte"), V(m4))    # dummies de porte = 0
wald_lin(m4, R_uf_regiao(m4), V(m4))         # UFs da mesma regioao iguais
```

O script completo (R/analise.R) define R_zero e R_uf_regiao e gera todas as tabelas e figuras destes slides.

Apêndice: coeficientes das UFs

UF	(2) UF	(4) UF+porte	UF	(2) UF	(4) UF+porte
CE	-2,57*** (0,20)	-2,86*** (0,21)	AM	-0,34 (0,37)	-0,79** (0,39)
MA	-2,48*** (0,25)	-2,86*** (0,26)	RN	-0,52*** (0,18)	-0,76*** (0,19)
BA	-2,43*** (0,18)	-2,73*** (0,19)	MT	-0,50** (0,21)	-0,61*** (0,21)
RO	-2,19*** (0,32)	-2,44*** (0,32)	TO	-0,40** (0,19)	-0,57*** (0,19)
PA	-1,99*** (0,23)	-2,42*** (0,26)	AP	-0,25 (0,65)	-0,54 (0,68)
SE	-1,95*** (0,19)	-2,23*** (0,21)	RR	-0,15 (0,40)	-0,50 (0,42)
AL	-1,83*** (0,20)	-2,13*** (0,21)	DF	0,65*** (0,11)	-0,21 (0,31)
AC	-1,76*** (0,36)	-2,12*** (0,37)	ES	0,35* (0,19)	0,22 (0,20)
PE	-1,49*** (0,22)	-1,83*** (0,24)	RS	0,58*** (0,14)	0,56*** (0,14)
PB	-1,39*** (0,18)	-1,61*** (0,19)	PR	0,73*** (0,14)	0,66*** (0,15)
PI	-1,18*** (0,20)	-1,49*** (0,22)	MG	0,94*** (0,12)	0,86*** (0,12)
SC	-0,96*** (0,16)	-0,98*** (0,16)	GO	1,30*** (0,16)	1,22*** (0,16)
RJ	-0,50** (0,21)	-0,81*** (0,21)	MS	3,20*** (0,30)	3,06*** (0,30)

Referência: SP. Coeficiente e erro-padrão HC1. * $p < 0,1$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$.