

ETAPA 2b — Análise Difference-in-Differences: IA Generativa e Emprego Formal no Brasil

Dissertação: Inteligência Artificial Generativa e o Mercado de Trabalho Brasileiro: Uma Análise de Exposição Ocupacional e seus Efeitos Distributivos.

Aluno: Manoel Brasil Orlandi

Objetivo deste notebook: Estimar o efeito causal do lançamento da IA generativa (ChatGPT, novembro/2022) sobre o mercado de trabalho formal brasileiro, usando variação na exposição ocupacional à IA como fonte de identificação. Implementa um design Difference-in-Differences (DiD) com dados do CAGED (2021–2025) e o índice de exposição da OIT.

Pergunta de pesquisa: Após o lançamento do ChatGPT, ocupações mais expostas à IA generativa tiveram mudanças diferenciais em contratações, demissões ou salários de admissão, em comparação com ocupações menos expostas?

Input: [data/output/painel_caged_did_ready.parquet](#) (produzido no Notebook 2a).

Estratégia de crosswalk: Análise principal a 2 dígitos ISCO-08 (match por Sub-major Group com fallback a Major Group), com robustez a 4 dígitos via correspondência ISCO-88↔ISCO-08 e fallback hierárquico em 6 níveis.

Referências metodológicas: Hui, Reshef & Zhou (2024), *The Short-Term Effects of Generative AI on Employment*; Cunningham (2021), *Causal Inference: The Mixtape*, Cap. 9; Callaway & Sant'Anna (2021), *DiD with multiple time periods*; Gmyrek, Berg & Cappelli (2025), ILO Working Paper 140.

0.1 Estratégia de identificação

Elemento	Definição
Unidade de análise	Ocupação CBO x mês (2 dígitos na espec. principal; 4 dígitos na robustez)
Tratamento	Ocupações com alta exposição à IA (top 20% do índice ILO via exposure_score_2d)
Controle	Ocupações com baixa exposição (bottom 80%)
Evento	Lançamento do ChatGPT (30/nov/2022)
Pré-tratamento	Jan/2021 — Nov/2022 (23 meses)
Pós-tratamento	Dez/2022 — Jun/2025 (31 meses)
Outcomes	Admissões, desligamentos, saldo, salário médio de admissão
Efeitos fixos	Ocupação (CBO 4d) + período (ano-mês)

Elemento	Definição
Erros padrão	Clusterizados por ocupação (CBO 4d)
A hipótese central é que, na ausência do lançamento do ChatGPT , ocupações de alta e baixa exposição teriam seguido tendências paralelas. Com tratamento sharp (todos tratados no mesmo momento), o estimador TWFE produz estimativas consistentes do ATT médio (Cunningham, Mixtape Cap. 9).	

0.2 Outcomes

Outcome	Variável	Transformação	Interpretação
Contratações	admissoes	<code>ln_admissoes = log(admissoes + 1)</code>	Fluxo de novas contratações
Demissões	desligamentos	<code>ln_desligamentos = log(desligamentos + 1)</code>	Fluxo de demissões
Saldo líquido	saldo	Em nível	Criação líquida de empregos
Salário de admissão (nominal)	salario_medio_adm	<code>ln_salario_adm = log(salario_medio_adm)</code>	Poder de barganha / demanda
Salário de admissão (real) (2a)	salario_real_adm	<code>ln_salario_real_adm</code> (deflacionado IPCA)	Análise principal — limpa inflação

Nota — Winsorização: O Notebook 2a identificou outlier salarial em Jun/2025. Aplicamos **winsorização nos percentis 1% e 99%** de `salario_medio_adm` e `salario_sm` neste notebook antes da estimação, preservando todas as observações.

0.3 1. Configuração do ambiente

Importar bibliotecas, definir caminhos e parâmetros de estimação. Caminhos relativos ao diretório `notebook/`.

Sobre os avisos de colinearidade: O pyfixest pode exibir `UserWarning` quando uma variável de controle (ex.: `pct_mulher_adm`) é omitida por **colinearidade** com os efeitos fixos (ocupação e período). Isso ocorre quando a variável tem pouca ou nenhuma variação dentro dos grupos. Não é erro: a estimação segue válida; o controle simplesmente não entra na regressão. Suprimimos esses avisos para deixar o notebook mais legível.

```
# Verificar dependências e instalar apenas o que faltar (rode esta célula primeiro)
import importlib.util
import subprocess
import sys

# (nome para import, nome para pip install)
```

```

PACOTES = [
    ("pandas", "pandas"),
    ("numpy", "numpy"),
    ("pyfixest", "pyfixest"),
    ("matplotlib", "matplotlib"),
    ("seaborn", "seaborn"),
    ("scipy", "scipy"),
    ("pyarrow", "pyarrow"),
]
def ja_instalado(nome_import):
    return importlib.util.find_spec(nome_import) is not None

faltando = [pip for imp, pip in PACOTES if not ja_instalado(imp)]
if faltando:
    subprocess.check_call([sys.executable, "-m", "pip", "install", "-q"] + faltando)
    print("Instalado:", ", ".join(faltando))
else:
    print("Todas as dependências já estão instaladas.")

```

Todas as dependências já estão instaladas.

```

# Etapa 2b.1 – Configuração do ambiente

import warnings
import pandas as pd
import numpy as np
import pyfixest as pf
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from pathlib import Path
from scipy import stats

warnings.filterwarnings("ignore", category=FutureWarning)
# Suprimir aviso do pyfixest quando variável é omitida por colinearidade (ex.: pct_mul
warnings.filterwarnings("ignore", message=".*dropped due to multicollinearity.*", cate

DATA_OUTPUT      = Path("data/output")
OUTPUTS_TABLES = Path("outputs/tables")
OUTPUTS_FIGURES = Path("outputs/figures")
OUTPUTS_LOGS     = Path("outputs/logs")
for d in [OUTPUTS_TABLES, OUTPUTS_FIGURES, OUTPUTS_LOGS]:
    d.mkdir(parents=True, exist_ok=True)

TREATMENT_VAR      = 'alta_exp'
TREATMENT_VAR_4D   = 'alta_exp_4d'
CLUSTER_VAR        = 'cbo_4d'
VCOV_SPEC          = {'CRV1': 'cbo_4d'}
REFERENCE_PERIOD   = -1
ALPHA              = 0.05
ANO_TRATAMENTO    = 2022
MES_TRATAMENTO    = 12

OUTCOMES = {

```

```

'ln_admissoes':      'Log(Admissões)', 
'ln_desligamentos': 'Log(Desligamentos)', 
'saldo':              'Saldo Líquido', 
'ln_salario_adm':    'Log(Salário Admissão Nominal)', 
'ln_salario_real_adm': 'Log(Salário Real Admissão)', 
'pct_superior_adm':   '% Superior (Admissão)', 
# Heterogeneidade demográfica (salários por grupo)
'ln_salario_mulher': 'Log(Salário Mulheres)', 
'ln_salario_homem':   'Log(Salário Homens)', 
'ln_salario_jovem':   'Log(Salário Jovens)', 
'ln_salario_naojovem': 'Log(Salário Não-Jovens)', 
'ln_salario_branco':  'Log(Salário Brancos)', 
'ln_salario_negro':   'Log(Salário Negros)', 
'ln_salario_superior': 'Log(Salário Superior)', 
'ln_salario_medio':   'Log(Salário Médio)', 
'ln_admissoes_mulher': 'Log(Admissões Mulheres)', 
'ln_admissoes_homem': 'Log(Admissões Homens)', 
'ln_admissoes_jovem': 'Log(Admissões Jovens)', 
'ln_admissoes_negro': 'Log(Admissões Negros)', 
}
OUTCOMES_SECONDARY = {'ln_salario_sm': 'Log(Salário em SM)'}

plt.style.use('seaborn-v0_8-paper')
sns.set_palette("Set2")
plt.rcParams.update({'font.size': 11, 'axes.titlesize': 13, 'axes.labelsize': 12, 'fig
COLORS = {'pre': '#1f77b4', 'post': '#d62728', 'ci': '#cccccc', 'treated': '#ff7f0e', 

print("Configuração carregada.")

```

Configuração carregada.

0.4 2. Carregar e explorar dados

Carregar o painel produzido no Notebook 2a, aplicar winsorização P1/P99 nos salários e recalcular os logs. Em seguida, exibir estatísticas descritivas dos outcomes.

```

# Etapa 2b.2 – Carregar e explorar dados

painel_path = DATA_OUTPUT / "painel_caged_did_ready.parquet"
df = pd.read_parquet(painel_path)

print(f"Painel carregado: {len(df)} observações")
print(f"Ocupações: {df['cbo_4d'].nunique()}")
print(f"Períodos: {df['periodo'].nunique()} meses")
print(f"Tratamento ({TREATMENT_VAR}): Alta exposição: {df[TREATMENT_VAR].mean():.1%}")
print(f"  Pré: {df[df['post']==0].shape[0]} obs | Pós: {df[df['post']==1].shape[0]}, 
# Colunas Anthropic (Anexo 1 – Automation vs Augmentation)
anth_cols = ['anthropic_automation_index', 'is_automation', 'is_augmentation']
for ac in anth_cols:
    if ac in df.columns:
        print(f"  {ac}: presente")
    else:
        print(f"  AVISO: {ac} ausente (rode o Anexo 1 no Notebook 2a)")

```

```

for col_sal in ['salario_medio_adm', 'salario_sm']:
    if col_sal in df.columns:
        p1, p99 = df[col_sal].quantile(0.01), df[col_sal].quantile(0.99)
        lower = max(float(p1), 0.01) if p1 <= 0 else float(p1)
        n_clip = ((df[col_sal] < lower) | (df[col_sal] > p99)).sum()
        df[col_sal] = df[col_sal].clip(lower=lower, upper=p99)
        print(f"Winsorização {col_sal}: [{lower:.2f}, {p99:.2f}], {n_clip} obs clipped")
df['ln_salario_adm'] = np.log(df['salario_medio_adm'])
df['ln_salario_sm'] = np.log(df['salario_sm'])

print("\nEstatísticas descritivas dos outcomes:")
for var, label in {**OUTCOMES, **OUTCOMES_SECONDARY}.items():
    if var in df.columns:
        print(f"  {label}: N={df[var].notna().sum():,}, média={df[var].mean():.3f}, std={df[var].std():.3f}")

```

Painel carregado: 32,988 observações

Ocupações: 629

Períodos: 54 meses

Tratamento (alta_exp): Alta exposição: 20.3%

Pré: 14,058 obs | Pós: 18,930 obs

anthropic_automation_index: presente

is_automation: presente

is_augmentation: presente

Winsorização salario_medio_adm: [0.01, 25908.75], 678 obs clipped

Winsorização salario_sm: [0.01, 20.37], 678 obs clipped

Estatísticas descritivas dos outcomes:

Log(Admissões): N=32,988, média=5.657, std=2.291

Log(Desligamentos): N=32,988, média=5.629, std=2.257

Saldo Líquido: N=32,988, média=279.879, std=2322.995

Log(Salário Admissão Nominal): N=32,988, média=7.813, std=1.426

Log(Salário Real Admissão): N=32,988, média=7.951, std=1.049

Log(Salário Mulheres): N=32,988, média=7.422, std=1.880

Log(Salário Homens): N=32,988, média=7.809, std=1.302

Log(Salário Jovens): N=32,988, média=7.511, std=1.435

Log(Salário Não-Jovens): N=32,988, média=7.869, std=1.299

Log(Salário Brancos): N=32,988, média=7.795, std=1.452

Log(Salário Negros): N=32,988, média=7.005, std=2.536

Log(Salário Superior): N=32,988, média=7.253, std=2.604

Log(Salário Médio): N=32,988, média=7.709, std=1.213

Log(Admissões Mulheres): N=32,988, média=4.116, std=2.397

Log(Admissões Homens): N=32,988, média=5.179, std=2.261

Log(Admissões Jovens): N=32,988, média=4.746, std=2.317

Log(Admissões Negros): N=32,988, média=3.122, std=2.088

Log(Salário em SM): N=32,988, média=0.732, std=0.830

0.5 3. Tabela de balanço (pré-tratamento)

Comparar características das ocupações tratadas vs. controle no período pré-tratamento. Critério de balanço: $|diferença\ normalizada| < 0,25$ (diferença em unidades de desvio-padrão pooled).

Variáveis com indicam desbalance. Ref. Mixtape Cap. 9: uma tabela de balanço compara as

características pré-tratamento dos grupos; diferenças substanciais tornam a hipótese de tendências paralelas menos plausível.

```
# Etapa 2b.3 – Tabela de balanço

df_pre = df[df['post'] == 0].copy()
ocup_pre = df_pre.groupby('cbo_4d').agg(
    alta_exp=('alta_exp', 'first'),
    admissoes_media=('admissoes', 'mean'),
    desligamentos_media=('desligamentos', 'mean'),
    saldo_media=('saldo', 'mean'),
    salario_media=('salario_medio_adm', 'mean'),
    idade_media=('idade_media_adm', 'mean'),
    pct_mulher=('pct_mulher_adm', 'mean'),
    pct_superior=('pct_superior_adm', 'mean'),
    n_meses=('periodo', 'nunique'),
).reset_index()

BALANCE_THRESHOLD = 0.25
covariates = {'admissoes_media': 'Admissões (média)', 'desligamentos_media': 'Desligamentos (média)', 'saldo_media': 'Saldo (média)', 'salario_media': 'Salário médio (R$)', 'idade_media': 'Idade média', 'pct_mulher': '% Mulheres', 'pct_superior': '% Superior'}
results_balance = []
for var, label in covariates.items():
    treated = ocup_pre[ocup_pre['alta_exp']==1][var].dropna()
    control = ocup_pre[ocup_pre['alta_exp']==0][var].dropna()
    mean_t, mean_c = treated.mean(), control.mean()
    pooled_std = np.sqrt((treated.var() + control.var()) / 2)
    std_diff = (mean_t - mean_c) / pooled_std if pooled_std > 0 else np.nan
    results_balance.append({'Variável': label, 'Controle': mean_c, 'Tratamento': mean_t, 'Diff.': std_diff, 'Normalizada': std_diff / BALANCE_THRESHOLD, 'Balanceado': '✓' if abs(std_diff) < BALANCE_THRESHOLD else '⚠️'})
df_balance = pd.DataFrame(results_balance)
print(df_balance.to_string(index=False))
df_balance.to_csv(OUTPUTS_TABLES / 'balance_table_pre.csv', index=False)
```

Variável	Controle	Tratamento	Diff.	Normalizada	Balanceado
Admissões (média)	2655.337806	3409.836736		0.060150	✓
Desligamentos (média)	2321.326358	2916.919394		0.055214	✓
Saldo (média)	334.011448	492.917342		0.086523	✓
Salário médio (R\$)	2738.765085	5388.205892		0.684567	⚠️
Idade média	32.752803	31.799216	-0.172254		✓
% Mulheres	0.278944	0.441422	0.162478	0.696466	⚠️
% Superior	0.155741	0.418939	0.263298	1.150136	⚠️
Meses	22.570565	21.854962	-0.715633	-0.218711	✓

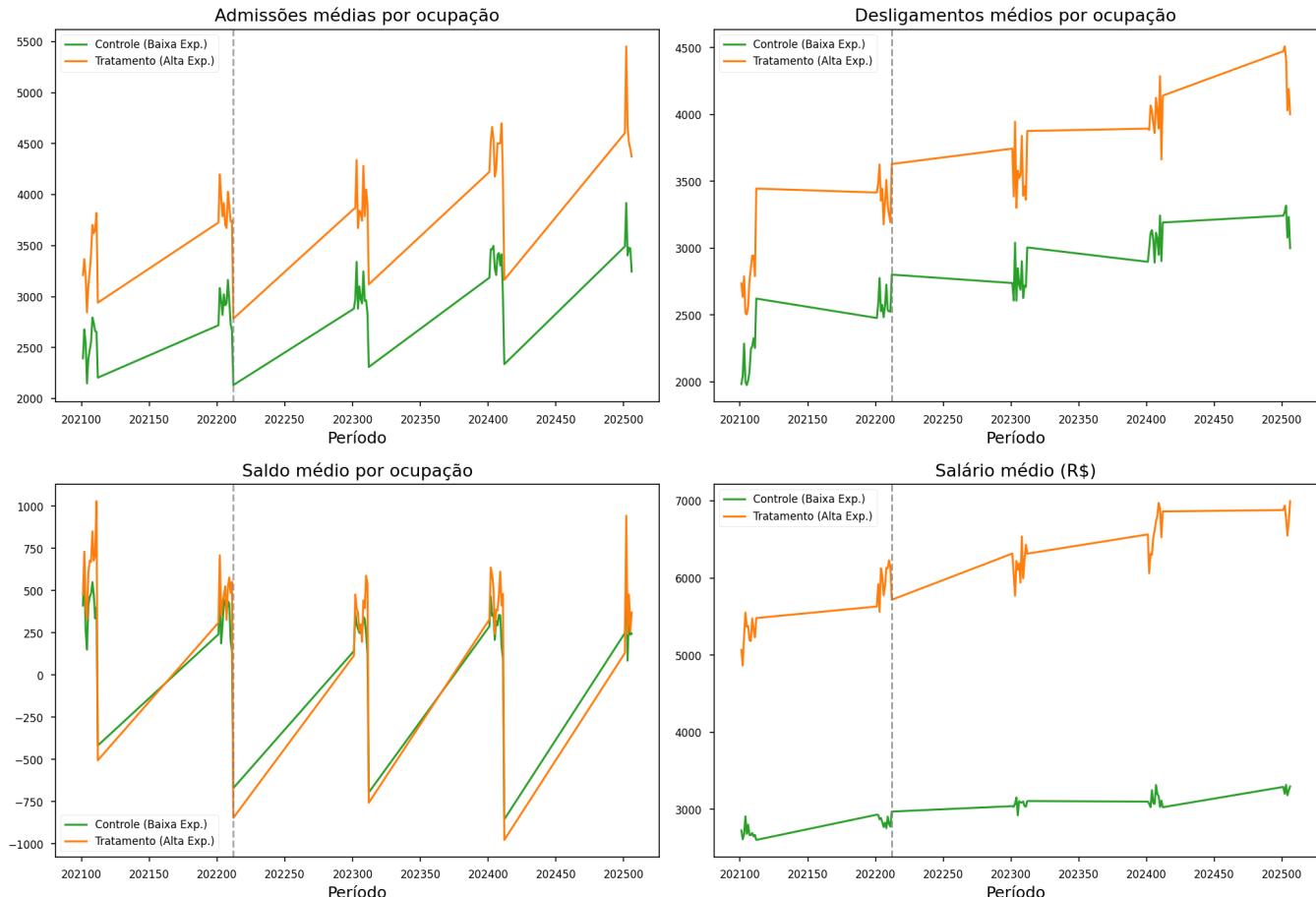
0.6 4. Tendências paralelas (inspeção visual)

Evolução temporal das métricas de emprego para tratamento vs. controle. A hipótese de tendências paralelas exige que ambos os grupos sigam trajetórias semelhantes **antes** do evento (Nov/2022). A linha vertical marca o lançamento do ChatGPT; se as curvas já divergiam antes dela, a interpretação causal do DiD fica comprometida.

```
# Etapa 2b.4 – Tendências paralelas (visual)
```

```
ts_grupo = df.groupby(['periodo_num', 'alta_exp']).agg(
    admissoes_total=('admissoes', 'sum'), desligamentos_total=('desligamentos', 'sum'),
    saldo_total=('saldo', 'sum'), salario_medio=('salario_medio_adm', 'mean'),
    n_ocupacoes=('cbo_4d', 'nunique')).reset_index()
for col in ['admissoes_total', 'desligamentos_total', 'saldo_total']:
    ts_grupo[f'{col}_per_ocup'] = ts_grupo[col] / ts_grupo['n_ocupacoes']
ts_grupo['grupo'] = ts_grupo['alta_exp'].map({0: 'Controle (Baixa Exp.)', 1: 'Tratamento (Alta Exp.)'})

outcomes_plot = {'admissoes_total_per_ocup': 'Admissões médias por ocupação',
                 'desligamentos_total_per_ocup': 'Desligamentos médios por ocupação',
                 'saldo_total_per_ocup': 'Saldo médio por ocupação', 'salario_medio':
fig, axes = plt.subplots(2, 2, figsize=(14, 10))
evento_periodo = ANO_TRATAMENTO * 100 + MES_TRATAMENTO
for i, (var, title) in enumerate(outcomes_plot.items()):
    ax = axes.flat[i]
    for grupo in ['Controle (Baixa Exp.)', 'Tratamento (Alta Exp.)']:
        data = ts_grupo[ts_grupo['grupo']==grupo]
        color = COLORS['control'] if 'Controle' in grupo else COLORS['treated']
        ax.plot(data['periodo_num'], data[var], label=grupo, color=color, linewidth=1.
        ax.axvline(x=evento_periodo, color='gray', linestyle='--', alpha=0.7)
        ax.set_title(title); ax.set_xlabel('Período'); ax.legend(fontsize=8)
plt.suptitle('Tendências Paralelas: Tratamento vs. Controle', fontsize=14, fontweight=
plt.tight_layout()
plt.savefig(OUTPUTS FIGURES / 'parallel_trends_all_outcomes.png', dpi=150, bbox_inches
plt.show()
```

Tendências Paralelas: Tratamento vs. Controle

0.7 5a. Estimação DiD principal

Seis modelos por outcome: (1) DiD básico, (2) com FE, (3) **PRINCIPAL** FE + controles 2d, (4) tratamento contínuo 2d, (5) robustez FE+controles 4d, (6) contínuo 4d. Erros clusterizados por ocupação (CBO 4d).

```
# Etapa 2b.5a – Estimação DiD principal
```

```
df_reg = df.copy()

for col in ['admissoes','desligamentos','saldo','ln_admissoes','ln_desligamentos','ln_idade_media_adm','pct_mulher_adm','pct_superior_adm','post','alta_exp','e']:
    if col in df_reg.columns: df_reg[col] = pd.to_numeric(df_reg[col], errors='coerce')

df_reg['post_alta'] = df_reg['post'] * df_reg['alta_exp']
df_reg['post_exposure_2d'] = df_reg['post'] * df_reg['exposure_score_2d']
df_reg['post_alta_4d'] = df_reg['post'] * df_reg['alta_exp_4d']
df_reg['post_exposure_4d'] = df_reg['post'] * df_reg['exposure_score_4d']

def estimate_did(df_in, outcome, formula, label):
    try:
        model = pf.feols(formula, data=df_in, vcov=VCOV_SPEC)
        names = model.coef().index.tolist()
        did_name = [c for c in names if 'post' in c.lower() and ('alta' in c.lower() or 'exposure' in c.lower())]
        if not did_name: did_name = [names[0]]
        name = did_name[0]
        coef = float(model.coef().loc[name]); se = float(model.se().loc[name]); pval = float(model.pval().loc[name])
        stars = '***' if pval < 0.01 else '**' if pval < 0.05 else '*' if pval < 0.10
        return {'model': label, 'outcome': outcome, 'coef': coef, 'se': se, 'p_value': pval, 'stars': stars}
    except:
        return {'model': label, 'outcome': outcome, 'coef': None, 'se': None, 'p_value': None, 'stars': None}
```

```

except Exception as e: print(f" ERRO {label}/{outcome}: {e}"); return None

all_results = []
controls_base = ['idade_media_adm', 'pct_mulher_adm', 'pct_superior_adm']
for outcome, label in OUTCOMES.items():
    if outcome not in df_reg.columns: continue
    df_out = df_reg[df_reg[outcome].notna()].copy()
    controls = [c for c in controls_base if c != outcome]
    ctrl_str = ' + '.join(controls) if controls else ''
    formula_m3 = f'{outcome} ~ post_alta + {ctrl_str} | cbo_4d + periodo' if ctrl_str
    formula_m4 = f'{outcome} ~ post_exposure_2d + {ctrl_str} | cbo_4d + periodo' if ctrl_str
    for r in [estimate_did(df_out, outcome, f'{outcome} ~ post_alta + post + alta_exp'),
              estimate_did(df_out, outcome, f'{outcome} ~ post_alta | cbo_4d + periodo'),
              estimate_did(df_out, outcome, formula_m3, "Model 3: FE + Controls (MAIN"),
              estimate_did(df_out, outcome, formula_m4, "Model 4: Continuous (2d))"):
        if r: all_results.append(r)
    df_4d = df_out[df_out['exposure_score_4d'].notna()].copy()
    formula_m5 = f'{outcome} ~ post_alta_4d + {ctrl_str} | cbo_4d + periodo' if ctrl_str
    formula_m6 = f'{outcome} ~ post_exposure_4d + {ctrl_str} | cbo_4d + periodo' if ctrl_str
    for r in [estimate_did(df_4d, outcome, formula_m5, "Model 5: FE + Controls (4d)"),
              estimate_did(df_4d, outcome, formula_m6, "Model 6: Continuous (4d))"]:
        if r: all_results.append(r)

df_results = pd.DataFrame(all_results)
df_results.to_csv(OUTPUTS_TABLES / 'did_main_results.csv', index=False)
print("Model 3 (PRINCIPAL):")
print(df_results[df_results['model']=='Model 3: FE + Controls (MAIN)'][[['outcome', 'coef', 'se', 'p_value', 'stars']]

```

Model 3 (PRINCIPAL):

	outcome	coef	se	p_value	stars
ln_admisssoes	-0.027130	0.026402	0.304556		
ln_desligamentos	0.019000	0.026814	0.478853		
saldo	-77.674731	69.625480	0.265017		
ln_salario_adm	-0.065617	0.027789	0.018518	**	
ln_salario_real_adm	-0.034081	0.019308	0.078023	*	
pct_superior_adm	0.010283	0.004275	0.016447	**	
ln_salario_mulher	-0.044537	0.036202	0.219064		
ln_salario_homem	0.003889	0.026967	0.885390		
ln_salario_jovem	-0.133735	0.052203	0.010644	**	
ln_salario_naojovem	0.002496	0.027484	0.927677		
ln_salario_branco	-0.028496	0.035817	0.426566		
ln_salario_negro	0.110582	0.067872	0.103757		
ln_salario_superior	-0.077509	0.040513	0.056178	*	
ln_salario_medio	-0.084545	0.031741	0.007930	***	
ln_admisssoes_mulher	-0.046679	0.026165	0.074905	*	
ln_admisssoes_homem	-0.034969	0.026214	0.182701		
ln_admisssoes_jovem	-0.055804	0.028659	0.051962	*	
ln_admisssoes_negro	-0.003190	0.027197	0.906666		

0.8 5b. Checkpoint — Resultados DiD

Resumo dos resultados principais (Model 3) e robustez (Model 5), consistência 2d vs 4d.

```
# Etapa 2b.5b – Checkpoint
```

```
main_results = df_results[df_results['model'] == 'Model 3: FE + Controls (MAIN)']
rob_4d = df_results[df_results['model'] == 'Model 5: FE + Controls (4d)']
print("Model 3 (2d):"); [print(f" {OUTCOMES.get(r['outcome'], r['outcome'])}: β={r['co
print("Model 5 (4d):"); [print(f" {OUTCOMES.get(r['outcome'], r['outcome'])}: β={r['co
print("Consistência 2d vs 4d:")
for outcome in OUTCOMES:
    r2 = main_results[main_results['outcome']==outcome]; r4 = rob_4d[rob_4d['outcome']]
    if len(r2)>0 and len(r4)>0: print(f" {outcome}: {'✓' mesma direção' if (r2.iloc[0]
```

Model 3 (2d):

```
Log(Admissões): β=-0.0271 (p=0.305)
Log(Desligamentos): β=0.0190 (p=0.479)
Saldo Líquido: β=-77.6747 (p=0.265)
Log(Salário Admissão Nominal): β=-0.0656** (p=0.019)
Log(Salário Real Admissão): β=-0.0341* (p=0.078)
% Superior (Admissão): β=0.0103** (p=0.016)
Log(Salário Mulheres): β=-0.0445 (p=0.219)
Log(Salário Homens): β=0.0039 (p=0.885)
Log(Salário Jovens): β=-0.1337** (p=0.011)
Log(Salário Não-Jovens): β=0.0025 (p=0.928)
Log(Salário Brancos): β=-0.0285 (p=0.427)
Log(Salário Negros): β=0.1106 (p=0.104)
Log(Salário Superior): β=-0.0775* (p=0.056)
Log(Salário Médio): β=-0.0845*** (p=0.008)
Log(Admissões Mulheres): β=-0.0467* (p=0.075)
Log(Admissões Homens): β=-0.0350 (p=0.183)
Log(Admissões Jovens): β=-0.0558* (p=0.052)
Log(Admissões Negros): β=-0.0032 (p=0.907)
```

Model 5 (4d):

```
Log(Admissões): β=-0.0247 (p=0.353)
Log(Desligamentos): β=0.0196 (p=0.456)
Saldo Líquido: β=-142.4436* (p=0.053)
Log(Salário Admissão Nominal): β=-0.0679** (p=0.013)
Log(Salário Real Admissão): β=-0.0449** (p=0.024)
% Superior (Admissão): β=0.0061 (p=0.130)
Log(Salário Mulheres): β=-0.0484 (p=0.227)
Log(Salário Homens): β=-0.0157 (p=0.554)
Log(Salário Jovens): β=-0.1803*** (p=0.000)
Log(Salário Não-Jovens): β=-0.0179 (p=0.485)
Log(Salário Brancos): β=-0.0342 (p=0.317)
Log(Salário Negros): β=0.0361 (p=0.606)
Log(Salário Superior): β=-0.0683* (p=0.090)
Log(Salário Médio): β=-0.1147*** (p=0.000)
Log(Admissões Mulheres): β=-0.0408 (p=0.129)
Log(Admissões Homens): β=-0.0310 (p=0.240)
Log(Admissões Jovens): β=-0.0520* (p=0.069)
Log(Admissões Negros): β=-0.0132 (p=0.640)
```

Consistência 2d vs 4d:

```
ln_admissões: ✓ mesma direção (2d: -0.0271, 4d: -0.0247)
ln_desligamentos: ✓ mesma direção (2d: 0.0190, 4d: 0.0196)
saldo: ✓ mesma direção (2d: -77.6747, 4d: -142.4436)
```

ln_salario_adm: ✓ mesma direção (2d: -0.0656, 4d: -0.0679)
 ln_salario_real_adm: ✓ mesma direção (2d: -0.0341, 4d: -0.0449)
 pct_superior_adm: ✓ mesma direção (2d: 0.0103, 4d: 0.0061)
 ln_salario_mulher: ✓ mesma direção (2d: -0.0445, 4d: -0.0484)
 ln_salario_homem: △ opostas (2d: 0.0039, 4d: -0.0157)
 ln_salario_jovem: ✓ mesma direção (2d: -0.1337, 4d: -0.1803)
 ln_salario_naojovem: △ opostas (2d: 0.0025, 4d: -0.0179)
 ln_salario_branco: ✓ mesma direção (2d: -0.0285, 4d: -0.0342)
 ln_salario_negro: ✓ mesma direção (2d: 0.1106, 4d: 0.0361)
 ln_salario_superior: ✓ mesma direção (2d: -0.0775, 4d: -0.0683)
 ln_salario_medio: ✓ mesma direção (2d: -0.0845, 4d: -0.1147)
 ln_admissões_mulher: ✓ mesma direção (2d: -0.0467, 4d: -0.0408)
 ln_admissões_homem: ✓ mesma direção (2d: -0.0350, 4d: -0.0310)
 ln_admissões_jovem: ✓ mesma direção (2d: -0.0558, 4d: -0.0520)
 ln_admissões_negro: ✓ mesma direção (2d: -0.0032, 4d: -0.0132)

0.9 6. Event study

Estimação com dummies de interação período × tratamento. O **período de referência é $t = -1$** (mês antes do ChatGPT, Nov/2022), de modo que todos os demais coeficientes são interpretados em relação a esse mês. **Binning dos extremos** ($t \leq -12$ e $t \geq 24$) reduz ruído nas pontas da janela. Coeficientes pré-tratamento não significativos e próximos de zero sustentam a hipótese de tendências paralelas.

```
# Etapa 2b.6 – Event study (dummies + estimação)

BIN_MIN, BIN_MAX, ref_t = -12, 24, -1
df_es = df_reg.copy()
df_es['t_binned'] = df_es['tempo_relativo_meses'].clip(lower=BIN_MIN, upper=BIN_MAX)

def _dname(t): return f"did_tm{-t}" if t < 0 else f"did_t{t}"
did_vars = []; t_to_name = {}
for t in sorted(df_es['t_binned'].unique()):
  if t == ref_t: continue
  dname = _dname(t); t_to_name[t] = dname
  df_es[dname] = ((df_es['t_binned']==t) & (df_es['alta_exp']==1)).astype(int)
  did_vars.append(dname)

event_study_results = {}
controls_es_base = ['idade_media_adm', 'pct_mulher_adm', 'pct_superior_adm']
for outcome, label in OUTCOMES.items():
  if outcome not in df_es.columns: continue
  df_out = df_es[df_es[outcome].notna()].copy()
  controls_es = [c for c in controls_es_base if c != outcome]
  ctrl_es_str = ' + '.join(controls_es) if controls_es else ''
  formula = f'{outcome} ~ {ctrl_es_str} | cbo_4d + periodo'
  try:
    model = pf.feols(formula, data=df_out, vcov=VC0V_SPEC)
    idx = model.coef().index.tolist()
    coefs = []
    for t in sorted(df_es['t_binned'].unique()):
      if t == ref_t: coefs.append({'t':t, 'coef':0, 'se':0, 'p_value':np.nan, 'is_re':
        else:
```

```

        dname = t_to_name.get(t, _dname(t))
        if dname in idx: coefs.append({'t':t,'coef':float(model.coef()).loc[dname]})
    df_c = pd.DataFrame(coefs); df_c['ci_low'] = df_c['coef'] - 1.96*df_c['se']; df_c['ci_high'] = df_c['coef'] + 1.96*df_c['se']
    event_study_results[outcome] = df_c
    df_c.to_csv(OUTPUTS_TABLES / f'event_study_{outcome}.csv', index=False)
except Exception as e: print(f"  ERRO {outcome}: {e}")
print(f"Event study salvo para {len(event_study_results)} outcomes.")

```

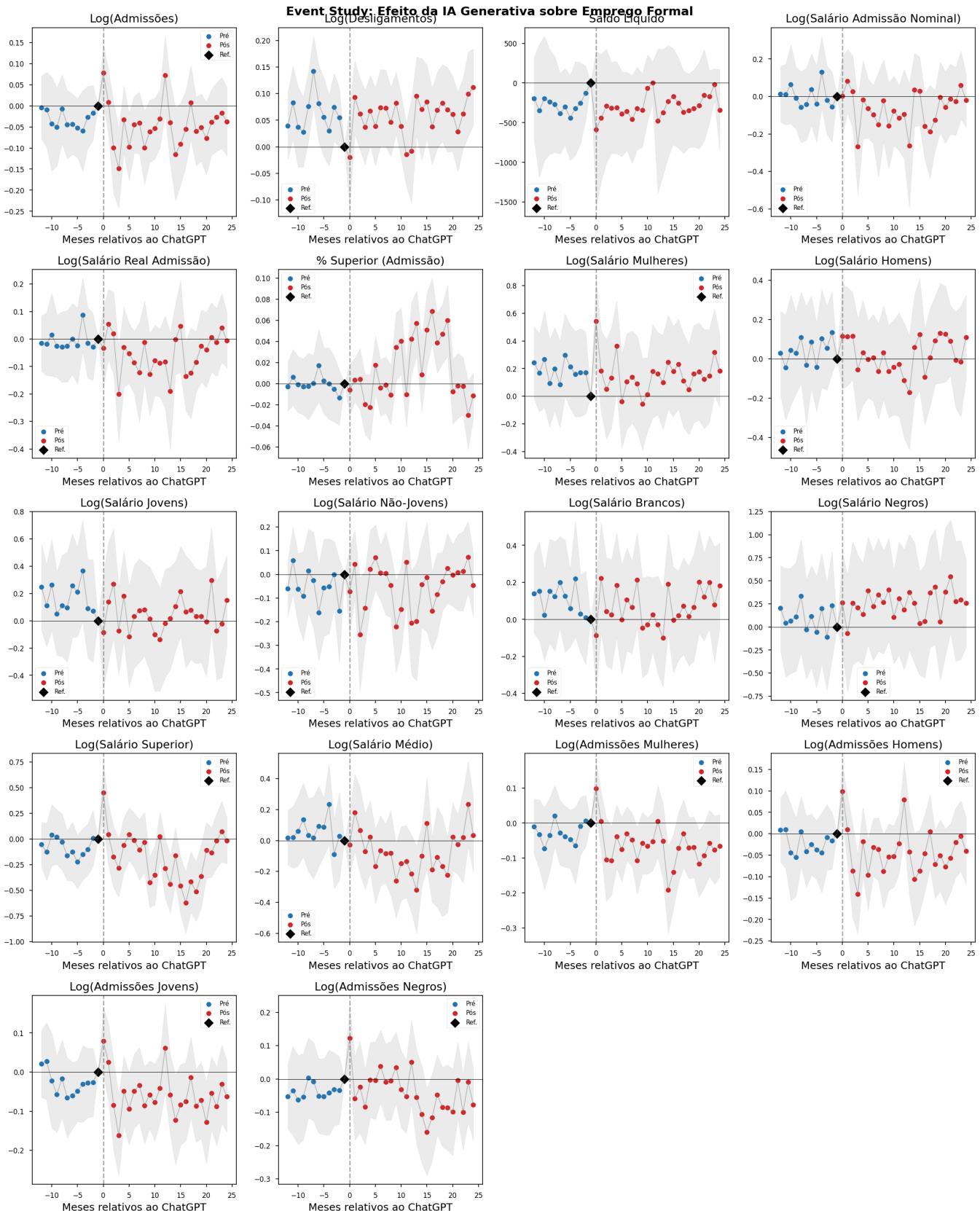
Event study salvo para 18 outcomes.

```
# Etapa 2b.6 (cont.) – Gráficos do event study
```

```

outcomes_with_results = [(o, OUTCOMES[o]) for o in OUTCOMES if o in event_study_results]
n_plot = len(outcomes_with_results)
n_cols = 4
n_rows = max(1, (n_plot + n_cols - 1) // n_cols)
fig, axes = plt.subplots(n_rows, n_cols, figsize=(4 * n_cols, 4 * n_rows))
axes = np.atleast_1d(axes).flat
for j in range(n_plot, len(axes)):
    axes[j].set_visible(False)
for i, (outcome, label) in enumerate(outcomes_with_results):
    ax = axes[i]
    df_c = event_study_results[outcome]
    ax.fill_between(df_c['t'], df_c['ci_low'], df_c['ci_high'], alpha=0.15, color='gray')
    pre = df_c[df_c['is_pre'] & ~df_c['is_reference']]; post = df_c[~df_c['is_pre'] & ~df_c['is_reference']]
    ax.scatter(pre['t'], pre['coef'], color=COLORS['pre'], s=30, label='Pré'); ax.scatter(post['t'], post['coef'], color=COLORS['post'], s=30, label='Pós')
    ref = df_c[df_c['is_reference']]
    ax.scatter(ref['t'], ref['coef'], color='black', s=60, marker='D', label='Ref.')
    ax.plot(df_c['t'], df_c['coef'], color='gray', linewidth=0.8, alpha=0.5)
    ax.axhline(y=0, color='black', linewidth=0.5); ax.axvline(x=0, color='gray', linewidth=0.5)
    ax.set_title(label); ax.set_xlabel('Meses relativos ao ChatGPT'); ax.legend(fontsize=8)
plt.suptitle('Event Study: Efeito da IA Generativa sobre Emprego Formal', fontsize=14, fontweight='bold')
plt.tight_layout(); plt.savefig(OUTPUTS FIGURES / 'event_study_all_outcomes.png', dpi=300)

```



0.10 6b. Teste formal de tendências paralelas

H_0 : todos os coeficientes pré-tratamento são conjuntamente zero. Se rejeitarmos (ou se vários pré forem individualmente significativos), há preocupação com a hipótese de tendências paralelas.

```
# Etapa 2b.6b – Teste formal tendências paralelas
```

```
results_pt = []
```

```

for outcome, label in OUTCOMES.items():
    if outcome not in event_study_results: continue
    df_c = event_study_results[outcome]
    pre_coefs = df_c[df_c['is_pre'] & ~df_c['is_reference']]
    if len(pre_coefs)==0: continue
    n_sig = (pre_coefs['p_value'] < 0.05).sum()
    se_nz = pre_coefs['se'].replace(0, np.nan); max_t = (pre_coefs['coef']/se_nz).abs()
    t_stats = (pre_coefs['coef']/pre_coefs['se'].replace(0,np.nan)).fillna(0).values;
    p_joint = 1 - stats.chi2.cdf(np.mean(t_stats**2)*n_pre, df=n_pre)
    status = 'PARALELAS' if n_sig==0 and p_joint>0.10 else 'PREOCUPAÇÃO'
    results_pt.append({'Outcome': label, 'N coefs pré': n_pre, 'Sig. (p<0.05)': int(n_
        print(f'{label}: {n_sig} pré sig., p_joint={p_joint:.3f} → {status}')
pd.DataFrame(results_pt).to_csv(OUTPUTS_TABLES / 'parallel_trends_test.csv', index=False)

```

Log(Admissões): 0 pré sig., p_joint=0.639 → PARALELAS
Log(Desligamentos): 5 pré sig., p_joint=0.000 → PREOCUPAÇÃO
Saldo Líquido: 0 pré sig., p_joint=0.396 → PARALELAS

Log(Salário Real Admissão): 0 pré sig., p_joint=0.993 → PARALELAS
% Superior (Admissão): 0 pré sig., p_joint=0.996 → PARALELAS
Log(Salário Mulheres): 0 pré sig., p_joint=0.073 → PREOCUPAÇÃO
Log(Salário Homens): 0 pré sig., p_joint=0.958 → PARALELAS
Log(Salário Jovens): 0 pré sig., p_joint=0.265 → PARALELAS
Log(Salário Não-Jovens): 0 pré sig., p_joint=0.696 → PARALELAS
Log(Salário Brancos): 0 pré sig., p_joint=0.516 → PARALELAS
Log(Salário Negros): 0 pré sig., p_joint=0.983 → PARALELAS
Log(Salário Superior): 0 pré sig., p_joint=0.657 → PARALELAS
Log(Salário Médio): 0 pré sig., p_joint=0.825 → PARALELAS
Log(Admissões Mulheres): 0 pré sig., p_joint=0.853 → PARALELAS
Log(Admissões Homens): 0 pré sig., p_joint=0.884 → PARALELAS
Log(Admissões Jovens): 0 pré sig., p_joint=0.696 → PARALELAS
Log(Admissões Negros): 0 pré sig., p_joint=0.894 → PARALELAS

0.11 7. Análise de heterogeneidade (Triple-DiD)

Testar se o efeito da IA é heterogêneo por composição das admissões: idade (jovem ≤ 30), gênero (% mulher > mediana), educação (% superior > mediana). O coeficiente da tripla interação (Post \times AltaExp \times Grupo) captura o efeito diferencial para o subgrupo.

```
# Etapa 2b.7 – Heterogeneidade (Triple-DiD)

df_het = df_reg.copy()
pre_mask = df_het['post']==0
med_mulher = df_het.loc[pre_mask, 'pct_mulher_adm'].median(); med_educ = df_het.loc[pr
df_het['jovem_adm'] = (df_het['idade_media_adm'] <= 30).astype(int)
df_het['feminino_adm'] = (df_het['pct_mulher_adm'] > med_mulher).astype(int)
df_het['alta_educ_adm'] = (df_het['pct_superior_adm'] > med_educ).astype(int)

HET_GROUPS = {'jovem_adm': 'Idade (jovem ≤30)', 'feminino_adm': 'Gênero (feminino)', 'results_het = []
for group_var, group_label in HET_GROUPS.items():
    df_het['post_alta'] = df_het['post']*df_het['alta_exp']; df_het['post_group'] = df
    df_het['alta_group'] = df_het['alta_exp']*df_het[group_var]; df_het['post_alta_gro
```

```

for outcome, out_label in OUTCOMES.items():
    if outcome not in df_het.columns: continue
    ctrl_het = [c for c in ['idade_media_adm', 'pct_mulher_adm', 'pct_superior_adm']
    ctrl_het_str = ' + '.join(ctrl_het) if ctrl_het else ''
    formula_het = f'{outcome} ~ post_alta_group + post_alta + post_group + alta_gr
try:
    model = pf.feols(formula_het, data=df_het[df_het[outcome].notna()]), vcov=V
    if 'post_alta_group' not in model.coef().index: continue
    main_c = float(model.coef().loc['post_alta']); inter_c = float(model.coef(
    results_het.append({'outcome': outcome, 'outcome_label': out_label, 'group
    if inter_p < 0.10: print(f" {out_label} x {group_label}: β_inter = {inter
except Exception as e: pass
df_het_results = pd.DataFrame(results_het)
df_het_results.to_csv(OUTPUTS_TABLES / 'heterogeneity_triple_did.csv', index=False)
print("Heterogeneidade salva.")

```

Log(Salário Admissão Nominal) × Idade (jovem ≤30): $\beta_{\text{inter}} = -0.3235$ ($p=0.001$)
 Log(Salário Real Admissão) × Idade (jovem ≤30): $\beta_{\text{inter}} = -0.1863$ ($p=0.002$)
 % Superior (Admissão) × Idade (jovem ≤30): $\beta_{\text{inter}} = -0.0205$ ($p=0.066$)
 Log(Salário Homens) × Idade (jovem ≤30): $\beta_{\text{inter}} = -0.2393$ ($p=0.012$)
 Log(Salário Brancos) × Idade (jovem ≤30): $\beta_{\text{inter}} = -0.1428$ ($p=0.097$)
 Log(Salário Negros) × Idade (jovem ≤30): $\beta_{\text{inter}} = -0.3994$ ($p=0.002$)
 Log(Salário Superior) × Idade (jovem ≤30): $\beta_{\text{inter}} = 0.1452$ ($p=0.090$)
 Log(Salário Médio) × Idade (jovem ≤30): $\beta_{\text{inter}} = -0.2012$ ($p=0.022$)
 Log(Admissões Mulheres) × Idade (jovem ≤30): $\beta_{\text{inter}} = 0.1158$ ($p=0.051$)
 Log(Salário Homens) × Gênero (feminino): $\beta_{\text{inter}} = -0.1008$ ($p=0.085$)
 Log(Salário Jovens) × Gênero (feminino): $\beta_{\text{inter}} = 0.2747$ ($p=0.035$)
 Log(Admissões) × Educação (superior): $\beta_{\text{inter}} = -0.1462$ ($p=0.050$)
 % Superior (Admissão) × Educação (superior): $\beta_{\text{inter}} = -0.0476$ ($p=0.001$)
 Log(Salário Superior) × Educação (superior): $\beta_{\text{inter}} = -0.6412$ ($p=0.000$)

Log(Admissões Jovens) × Educação (superior): $\beta_{\text{inter}} = -0.1484$ ($p=0.062$)
 Log(Admissões Negros) × Educação (superior): $\beta_{\text{inter}} = -0.1261$ ($p=0.074$)
 Heterogeneidade salva.

0.12 8. Testes de robustez

Cinco testes: (1) **Cutoffs alternativos** (top 10%, 25%, mediana) — espera-se mesma direção dos efeitos. (2) **Placebo temporal** (evento fictício Dez/2021, só com dados pré-reais): o coeficiente deve ser não significativo; significância indicaria efeitos espúrios. (3) **Exclusão de TI** (CBO 21xx) — resultado principal deve permanecer estável. (4) **Tendências diferenciais no pré** (trend × tratamento): coeficiente não significativo apoia tendências paralelas. (5) **Crosswalk 2d vs 4d** — mesma direção e magnitude similar reforçam robustez.

O que foi feito: A célula abaixo replica integralmente o script

`notebook/scripts/etapa_2b/10_robustness.py`, executando os cinco testes no próprio notebook e gerando `outputs/tables/robustness_results.csv`. Nenhum script externo é necessário; todo o código está documentado aqui.

```

# Etapa 2b.8 – Testes de robustez (código completo; replica 10_robustness.py no notebook
# Gera outputs/tables/robustness_results.csv com os 5 testes abaixo.

```

```

PLACEBO_ANO, PLACEBO_MES = 2021, 12 # evento fictício Dez/2021 para placebo temporal
df_reg_rob = df_reg.copy()
results_robust = []

# Tendência linear para teste 4 (tendências diferenciais no pré)
if 'trend' not in df_reg_rob.columns and 'periodo_num' in df_reg_rob.columns:
    t_min = df_reg_rob['periodo_num'].min()
    df_reg_rob['trend'] = df_reg_rob['periodo_num'] - t_min

# TESTE 1: Cutoffs alternativos
print("TESTE 1: Cutoffs alternativos")
cutoff_vars = {
    "alta_exp": "Top 20% (MAIN)",
    "alta_exp_10": "Top 10%",
    "alta_exp_25": "Top 25%",
    "alta_exp_mediana": "Mediana",
}
for treat_var, treat_label in cutoff_vars.items():
    if treat_var not in df_reg_rob.columns:
        continue
    df_reg_rob[f"post_{treat_var}"] = df_reg_rob["post"] * df_reg_rob[treat_var]
    for outcome, out_label in OUTCOMES.items():
        if outcome not in df_reg_rob.columns:
            continue
        df_out = df_reg_rob[df_reg_rob[outcome].notna()].copy()
        formula = f"{outcome} ~ post_{treat_var} + idade_media_adm + pct_mulher_adm +"
        try:
            model = pf.feols(formula, data=df_out, vcov=VCOV_SPEC)
            cname = f"post_{treat_var}"
            coef = float(model.coef().loc[cname])
            se = float(model.se().loc[cname])
            pval = float(model.pvalue().loc[cname])
            stars = "***" if pval < 0.01 else "**" if pval < 0.05 else "*" if pval < 0.1
            results_robust.append({"outcome": outcome, "test_type": "Alternative Cutoff", "label": out_label, "coef": coef, "se": se, "pval": pval, "stars": stars})
        except Exception as e:
            print(f"  Erro: {outcome}/{treat_label}: {e}")
}

# TESTE 2: Placebo temporal (evento fictício Dez/2021)
print("\nTESTE 2: Placebo temporal (evento fictício Dez/2021)")
df_placebo = df_reg_rob[df_reg_rob["post"] == 0].copy()
placebo_ref = PLACEBO_ANO * 100 + PLACEBO_MES
df_placebo["post_placebo"] = (df_placebo["periodo_num"] >= placebo_ref).astype(int)
df_placebo["did_placebo"] = df_placebo["post_placebo"] * df_placebo["alta_exp"]
for outcome, out_label in OUTCOMES.items():
    if outcome not in df_placebo.columns:
        continue
    df_out = df_placebo[df_placebo[outcome].notna()].copy()
    formula = f"{outcome} ~ did_placebo + idade_media_adm + pct_mulher_adm + pct_super"
    try:
        model = pf.feols(formula, data=df_out, vcov=VCOV_SPEC)
        coef = float(model.coef().loc["did_placebo"])
        se = float(model.se().loc["did_placebo"])
        pval = float(model.pvalue().loc["did_placebo"])
        stars = "***" if pval < 0.01 else "**" if pval < 0.05 else "*" if pval < 0.1
        results_robust.append({"outcome": outcome, "test_type": "Placebo Temporal", "label": out_label, "coef": coef, "se": se, "pval": pval, "stars": stars})
    except Exception as e:
        print(f"  Erro: {outcome}/{treat_label}: {e}")
}

```

```

results_robust.append({"outcome": outcome, "test_type": "Placebo", "specificat
status = "PASS" if pval > 0.10 else "FAIL"
print(f" {out_label}: β={coef:.4f}{stars} (p={pval:.3f}) → {status}")
except Exception as e:
    print(f" Erro: {outcome}: {e}")

# TESTE 3: Exclusão de ocupações de TI (CBO 21xx)
print("\nTESTE 3: Exclusão de ocupações de TI")
df_no_it = df_reg_rob[~df_reg_rob["cbo_4d"].astype(str).str.startswith("21")].copy()
print(f" Registros sem TI: {len(df_no_it)}, (removidos: {len(df_reg_rob)-len(df_no_i
for outcome, out_label in OUTCOMES.items():
    if outcome not in df_no_it.columns:
        continue
    df_out = df_no_it[df_no_it[outcome].notna()].copy()
    formula = f"{outcome} ~ post_alta + idade_media_adm + pct_mulher_adm + pct_superio
try:
    model = pf.feols(formula, data=df_out, vcov=VCOV_SPEC)
    coef = float(model.coef().loc["post_alta"])
    se = float(model.se().loc["post_alta"])
    pval = float(model.pvalue().loc["post_alta"])
    stars = "***" if pval < 0.01 else "**" if pval < 0.05 else "*" if pval < 0.10
    results_robust.append({"outcome": outcome, "test_type": "Excl. TI", "specificat
except Exception as e:
    print(f" Erro: {outcome}: {e}")

# TESTE 4: Tendências diferenciais no pré-tratamento
print("\nTESTE 4: Tendências diferenciais pré-tratamento")
if 'trend' in df_reg_rob.columns:
    df_pre_trend = df_reg_rob[df_reg_rob["post"] == 0].copy()
    df_pre_trend["trend_alta"] = df_pre_trend["trend"] * df_pre_trend["alta_exp"]
    for outcome, out_label in OUTCOMES.items():
        if outcome not in df_pre_trend.columns:
            continue
        df_out = df_pre_trend[df_pre_trend[outcome].notna()].copy()
        formula = f"{outcome} ~ trend_alta + idade_media_adm + pct_mulher_adm + pct_su
try:
    model = pf.feols(formula, data=df_out, vcov=VCOV_SPEC)
    coef = float(model.coef().loc["trend_alta"])
    se = float(model.se().loc["trend_alta"])
    pval = float(model.pvalue().loc["trend_alta"])
    stars = "***" if pval < 0.01 else "**" if pval < 0.05 else "*" if pval < 0
    results_robust.append({"outcome": outcome, "test_type": "Differential Trend", "specificat
    status = "OK" if pval > 0.10 else "PREOCUPAÇÃO"
    print(f" {out_label}: β_trend={coef:.6f}{stars} (p={pval:.3f}) → {status}")
except Exception as e:
    print(f" Erro: {outcome}: {e}")

else:
    print(" (trend não disponível; pulando teste 4)")

# TESTE 5: Crosswalk 4d (score 4d vs 2d)
print("\nTESTE 5: Crosswalk 2d vs 4d")
df_results_main = pd.read_csv(OUTPUTS_TABLES / "did_main_results.csv")
df_4d = df_reg_rob[df_reg_rob["exposure_score_4d"].notna()].copy()
for outcome, out_label in OUTCOMES.items():

```

```

if outcome not in df_4d.columns:
    continue
df_out = df_4d[df_4d[outcome].notna()].copy()
formula = f"{outcome} ~ post_alta_4d + idade_media_adm + pct_mulher_adm + pct_supe
try:
    model = pf.feols(formula, data=df_out, vcov=VCOV_SPEC)
    coef = float(model.coef().loc["post_alta_4d"])
    se = float(model.se().loc["post_alta_4d"])
    pval = float(model.pvalue().loc["post_alta_4d"])
    stars = "***" if pval < 0.01 else "**" if pval < 0.05 else "*" if pval < 0.10
    results_robust.append({"outcome": outcome, "test_type": "Crosswalk 4d", "speci
r_2d = df_results_main[(df_results_main["model"] == "Model 3: FE + Controls (M
if len(r_2d) > 0:
    same_sign = (coef * r_2d.iloc[0]["coef"]) > 0
    status = "CONSISTENTE" if same_sign else "DIVERGE"
    print(f" {out_label}: 4d β={coef:.4f}{stars} vs 2d β={r_2d.iloc[0]['coef']}
except Exception as e:
    print(f" Erro: {outcome}: {e}")

df_robust = pd.DataFrame(results_robust)
df_robust.to_csv(OUTPUTS_TABLES / "robustness_results.csv", index=False)
print(f"\nResultados de robustez salvos: {OUTPUTS_TABLES / 'robustness_results.csv'")

# Resumo por tipo de teste
for tt in df_robust["test_type"].unique():
    sub = df_robust[df_robust["test_type"] == tt]
    n_sig = (sub["p_value"] < 0.10).sum()
    print(f" {tt}: {n_sig}/{len(sub)} significativos (p<0.10)")

# Robustez: cluster em cbo_2d (gerado por 04_did_main.py, se existir)
rob2_path = OUTPUTS_TABLES / "did_robustez_cbo2d.csv"
if rob2_path.exists():
    df.cbo2d = pd.read_csv(rob2_path)
    print("\nRobustez (cluster cbo_2d):")
    print(df.cbo2d[["outcome", "coef", "se", "p_value", "stars"]].to_string(index=False))
else:
    print("\nArquivo did_robustez_cbo2d.csv não encontrado (opcional).")

```

TESTE 1: Cutoffs alternativos

Erro: pct_superior_adm/Top 20% (MAIN): boolean index did not match indexed array along axis 0; size of axis is 4 but size of corresponding boolean axis is 5
 Erro: pct_superior_adm/Top 10%: boolean index did not match indexed array along axis 0; size of axis is 4 but size of corresponding boolean axis is 5
 Erro: pct_superior_adm/Top 25%: boolean index did not match indexed array along axis 0; size of axis is 4 but size of corresponding boolean axis is 5
 Erro: pct_superior_adm/Mediana: boolean index did not match indexed array along axis 0; size of axis is 4 but size of corresponding boolean axis is 5

TESTE 2: Placebo temporal (evento fictício Dez/2021)

Log(Admissões): $\beta=-0.0009$ ($p=0.967$) → PASS

```
/opt/homebrew/lib/python3.10/site-
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.
```

```
warnings.warn(  
/opt/homebrew/lib/python3.10/site-  
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton  
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.  
warnings.warn(  
Log(Desligamentos): β=0.0153 (p=0.467) → PASS  
Saldo Líquido: β=-113.5738 (p=0.322) → PASS  
  
/opt/homebrew/lib/python3.10/site-  
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton  
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.  
warnings.warn(  
/opt/homebrew/lib/python3.10/site-  
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton  
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.  
warnings.warn(  
  
Log(Salário Admissão Nominal): β=0.0056 (p=0.859) → PASS  
Log(Salário Real Admissão): β=0.0206 (p=0.376) → PASS  
Erro: pct_superior_adm: boolean index did not match indexed array along axis 0; size  
of axis is 4 but size of corresponding boolean axis is 5  
  
/opt/homebrew/lib/python3.10/site-  
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton  
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.  
warnings.warn(  
/opt/homebrew/lib/python3.10/site-  
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton  
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.  
warnings.warn(  
  
Log(Salário Mulheres): β=-0.0578 (p=0.216) → PASS  
Log(Salário Homens): β=0.0023 (p=0.952) → PASS  
  
/opt/homebrew/lib/python3.10/site-  
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton  
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.  
warnings.warn(  
/opt/homebrew/lib/python3.10/site-  
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton  
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.  
warnings.warn(  
  
Log(Salário Jovens): β=-0.0960* (p=0.079) → FAIL  
Log(Salário Não-Jovens): β=0.0327 (p=0.287) → PASS  
  
/opt/homebrew/lib/python3.10/site-  
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton  
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.  
warnings.warn()
```

```

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.
    warnings.warn(
        Log(Salário Brancos): β=-0.0041 (p=0.931) → PASS
        Log(Salário Negros): β=-0.0583 (p=0.565) → PASS

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.
    warnings.warn(
/opt/homebrew/lib/python3.10/site-
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.
    warnings.warn(
        Log(Salário Superior): β=0.0453 (p=0.346) → PASS
        Log(Salário Médio): β=0.0472 (p=0.308) → PASS

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.
    warnings.warn(
/opt/homebrew/lib/python3.10/site-
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.
    warnings.warn(
        Log(Admissões Mulheres): β=-0.0009 (p=0.969) → PASS
        Log(Admissões Homens): β=-0.0059 (p=0.800) → PASS

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.
    warnings.warn(
/opt/homebrew/lib/python3.10/site-
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.
    warnings.warn(
        Log(Admissões Jovens): β=-0.0244 (p=0.335) → PASS
        Log(Admissões Negros): β=0.0478** (p=0.049) → FAIL

TESTE 3: Exclusão de ocupações de TI
    Registros sem TI: 31,761 (removidos: 1,227)

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.
    warnings.warn(
        Erro: pct_superior_adm: boolean index did not match indexed array along axis 0; size
        of axis is 4 but size of corresponding boolean axis is 5

```

TESTE 4: Tendências diferenciais pré-tratamento

Log(Admissões): $\beta_{trend}=0.000595$ ($p=0.766$) → OK

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.

 warnings.warn(

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.

 warnings.warn(

Log(Desligamentos): $\beta_{trend}=0.000701$ ($p=0.664$) → OK

Saldo Líquido: $\beta_{trend}=-0.124620$ ($p=0.988$) → OK

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.

 warnings.warn(

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-

packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.

 warnings.warn(

Log(Salário Admissão Nominal): $\beta_{trend}=-0.000494$ ($p=0.836$) → OK

Log(Salário Real Admissão): $\beta_{trend}=0.001202$ ($p=0.501$) → OK

Erro: pct_superior_adm: boolean index did not match indexed array along axis 0; size of axis is 4 but size of corresponding boolean axis is 5

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.

 warnings.warn(

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-

packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.

 warnings.warn(

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-

packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.

 warnings.warn(

Log(Salário Mulheres): $\beta_{trend}=-0.005099$ ($p=0.153$) → OK

Log(Salário Homens): $\beta_{trend}=0.001312$ ($p=0.669$) → OK

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-

packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.

 warnings.warn(

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-

packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.

 warnings.warn(

Log(Salário Jovens): $\beta_{\text{trend}}=-0.006759$ ($p=0.113$) → OK
 Log(Salário Não-Jovens): $\beta_{\text{trend}}=0.001060$ ($p=0.640$) → OK

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.

```
  warnings.warn(
```

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.

```
  warnings.warn(
```

Log(Salário Brancos): $\beta_{\text{trend}}=-0.001501$ ($p=0.686$) → OK

Log(Salário Negros): $\beta_{\text{trend}}=-0.005099$ ($p=0.490$) → OK

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.

```
  warnings.warn(
```

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.

```
  warnings.warn(
```

Log(Salário Superior): $\beta_{\text{trend}}=0.003429$ ($p=0.372$) → OK

Log(Salário Médio): $\beta_{\text{trend}}=0.002011$ ($p=0.586$) → OK

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.

```
  warnings.warn(
```

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.

```
  warnings.warn(
```

Log(Admissões Mulheres): $\beta_{\text{trend}}=0.000699$ ($p=0.713$) → OK

Log(Admissões Homens): $\beta_{\text{trend}}=0.000227$ ($p=0.911$) → OK

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.

```
  warnings.warn(
```

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.

```
  warnings.warn(
```

Log(Admissões Jovens): $\beta_{\text{trend}}=-0.001469$ ($p=0.503$) → OK

Log(Admissões Negros): $\beta_{\text{trend}}=0.004847**$ ($p=0.015$) → PREOCUPAÇÃO

TESTE 5: Crosswalk 2d vs 4d

```
/opt/homebrew/lib/python3.10/site-
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.
warnings.warn(
    Log(Admissões): 4d β=-0.0247 vs 2d β=-0.0271 → CONSISTENTE
    Log(Desligamentos): 4d β=0.0196 vs 2d β=0.0190 → CONSISTENTE
    Saldo Líquido: 4d β=-142.4436* vs 2d β=-77.6747 → CONSISTENTE
    Log(Salário Admissão Nominal): 4d β=-0.0679** vs 2d β=-0.0656 → CONSISTENTE
    Log(Salário Real Admissão): 4d β=-0.0449** vs 2d β=-0.0341 → CONSISTENTE
    Erro: pct_superior_adm: boolean index did not match indexed array along axis 0; size
of axis is 4 but size of corresponding boolean axis is 5
    Log(Salário Mulheres): 4d β=-0.0484 vs 2d β=-0.0445 → CONSISTENTE
    Log(Salário Homens): 4d β=-0.0157 vs 2d β=0.0039 → DIVERGE
    Log(Salário Jovens): 4d β=-0.1803*** vs 2d β=-0.1337 → CONSISTENTE
    Log(Salário Não-Jovens): 4d β=-0.0179 vs 2d β=0.0025 → DIVERGE
    Log(Salário Brancos): 4d β=-0.0342 vs 2d β=-0.0285 → CONSISTENTE
    Log(Salário Negros): 4d β=0.0361 vs 2d β=0.1106 → CONSISTENTE
    Log(Salário Superior): 4d β=-0.0683* vs 2d β=-0.0775 → CONSISTENTE
    Log(Salário Médio): 4d β=-0.1147*** vs 2d β=-0.0845 → CONSISTENTE
    Log(Admissões Mulheres): 4d β=-0.0408 vs 2d β=-0.0467 → CONSISTENTE
    Log(Admissões Homens): 4d β=-0.0310 vs 2d β=-0.0350 → CONSISTENTE
    Log(Admissões Jovens): 4d β=-0.0520* vs 2d β=-0.0558 → CONSISTENTE
    Log(Admissões Negros): 4d β=-0.0132 vs 2d β=-0.0032 → CONSISTENTE
```

Resultados de robustez salvos: outputs/tables/robustness_results.csv

Alternative Cutoff: 24/68 significativos ($p<0.10$)

Placebo: 2/17 significativos ($p<0.10$)

Excl. TI: 6/17 significativos ($p<0.10$)

Differential Trends: 1/17 significativos ($p<0.10$)

Crosswalk 4d: 7/17 significativos ($p<0.10$)

Robustez (cluster cbo_2d):

outcome	coef	se	p_value	stars
ln_salario_adm	-0.063085	0.036362	0.089601	*

0.13 10. Análise de Mecanismos e Heterogeneidade Adicional

Esta seção explora mecanismos (deskilling), robustez temporal (donut hole), heterogeneidade por habilidade e uma tentativa de correção para o outcome desligamentos.

0.13.1 10.0 Mecanismos: Automação vs Augmentação (Brynjolfsson et al., 2025)

Usando o **Anthropic Economic Index** (Anexo 1 do Notebook 2a), diferenciamos ocupações onde a IA atua como **Automação** (substitui trabalho) vs **Augmentação** (complementa). Replicando a lógica de "Canaries in the Coal Mine": (1) Na amostra **Automação** (`is_automation == 1`), estimamos DiD em admissões, desligamentos e **salário real de admissão** — hipótese: substituição (fluxos) e queda de salário concentrada nessas ocupações (ex.: efeito -18% em jovens). (2) Na amostra **Augmentação** (`is_augmentation == 1`), analisamos salário real e admissões (complementaridade; salário estável). (3) Scatter: índice de automação (eixo X) vs coeficiente DiD estimado por quartil (eixo Y).

```
# Etapa 2b.10.0 – Mecanismos: Automação vs Augmentação (Anthropic)
if not all(c in df_reg.columns for c in ['anthropic_automation_index', 'is_automation']):
    print("AVISO: Colunas Anthropic ausentes. Rode o Anexo 1 no Notebook 2a e regenere")
else:
    # Amostra Automação: DiD em admissão/desligamento (substituição) e em salário real
    df_auto = df_reg[df_reg['is_automation'] == 1].copy()
    df_aug = df_reg[df_reg['is_augmentation'] == 1].copy()
    print("---- Amostra AUTOMAÇÃO (is_automation==1) ---")
    for out in ['ln_admissões', 'ln_desligamentos', 'ln_salario_real_adm']:
        r = estimate_did(df_auto, out, f"{out} ~ post_alta | cbo_4d + periodo", f"DiD")
        if r is not None: print(f" {out}: coef={r['coef']:.4f} (se={r['se']:.4f}, p={r['p']:.4f}")
    print("\n---- Amostra AUGMENTAÇÃO (is_augmentation==1) ---")
    for out in ['ln_salario_real_adm', 'ln_admissões']:
        r = estimate_did(df_aug, out, f"{out} ~ post_alta | cbo_4d + periodo", f"DiD")
        if r is not None: print(f" {out}: coef={r['coef']:.4f} (se={r['se']:.4f}, p={r['p']:.4f}")
# Scatter: índice de automação (X) vs coeficiente DiD (Y) por quartil de ocupações
idx_por.cbo = df_reg.groupby('cbo_4d')['anthropic_automation_index'].mean()
df_reg['quartil_auto'] = pd.qcut(df_reg['anthropic_automation_index'].rank(method='dense'), 4)
med_idx = []
for q in [1, 2, 3, 4]:
    dq = df_reg[df_reg['quartil_auto'] == q]
    if dq['post_alta'].var() < 1e-10: continue
    if dq['cbo_4d'].nunique() < 2: continue # evita singleton FE
    try:
        mod = pf.feols('ln_admissões ~ post_alta | cbo_4d + periodo', data=dq, vco=True)
        if 'post_alta' in mod.coef().index:
            coefs.append(float(mod.coef().loc['post_alta']))
            med_idx.append(dq['anthropic_automation_index'].median())
    except (ValueError, Exception):
        continue # colinearidade ou singleton FE: pula quartil
if len(coefs) >= 2:
    fig, ax = plt.subplots()
    ax.scatter(med_idx, coefs, s=80)
    for i, (x, y) in enumerate(zip(med_idx, coefs)):
        ax.annotate(f'Q{i+1}', (x, y), xytext=(5, 5), textcoords='offset points', fontweight='bold')
    ax.axhline(0, color='gray', linestyle='--')
    ax.set_xlabel('Anthropic Automation Index (mediana do quartil)')
    ax.set_ylabel('Coeficiente DiD (ln_admissões)')
    ax.set_title('Efeito DiD por quartil do índice de automação (Brynjolfsson et al., 2014)')
    plt.tight_layout()
    OUTPUTS FIGURES.mkdir(parents=True, exist_ok=True)
    fig.savefig(OUTPUTS FIGURES / 'scatter_automation_index_vs_did_coef.png', dpi=300)
    plt.show()
    print(f"Figura salva: {OUTPUTS FIGURES / 'scatter_automation_index_vs_did_coef.png'}")
else:
    print("Scatter não gerado: menos de 2 quartis com regressão válida (colinearidade)")
    print(f" Quartis com coeficiente estimado: {len(coefs)}")
```

--- Amostra AUTOMAÇÃO (is_automation==1) ---
 ln_admissões: coef=0.0333 (se=0.0671, p=0.623)
 ln_desligamentos: coef=0.0716 (se=0.0703, p=0.316)
 ln_salario_real_adm: coef=0.0768 (se=0.0557, p=0.177)

```
--- Amostra AUGMENTAÇÃO (is_augmentation==1) ---
ln_salario_real_adm: coef=0.0145 (se=0.0317, p=0.647)
ln_admissoes: coef=-0.0303 (se=0.0291, p=0.298)

/opt/homebrew/lib/python3.10/site-
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 1 singleton
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.
    warnings.warn(
/opt/homebrew/lib/python3.10/site-
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 2 singleton
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.
    warnings.warn(
```

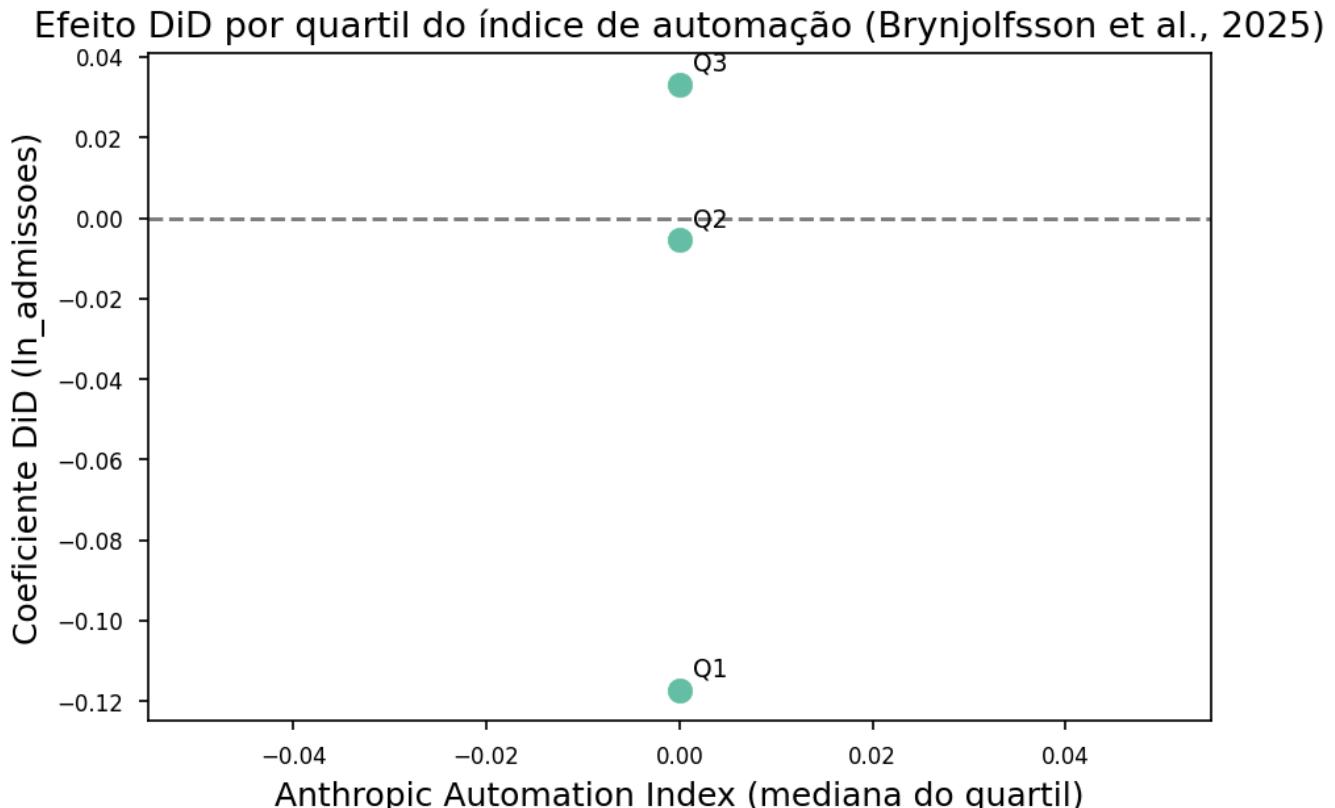


Figura salva: outputs/figures/scatter_automation_index_vs_did_coef.png

0.13.2 10.1 Mecanismo: Deskilling

Se o salário caiu após o choque da IA, interessa saber se (A) a empresa paga menos para a mesma pessoa ou (B) contrata pessoas menos experientes (mais jovens ou menos escolarizadas). Aqui tratamos **idade média** e **% com ensino superior** na admissão como *outcomes*: coeficientes **negativos** e significativos sugerem “rejuvenescimento” ou deskilling da força de trabalho, coerente com a queda do salário médio.

```
# Etapa 2b.10.1 – Mecanismo: Deskilling
outcomes_mechanism = {
    'idade_media_adm': 'Idade Média (Admissão)',
    'pct_superior_adm': '% Superior (Admissão)'
}

print("---- Análise de Mecanismo (Deskilling) ----")
mec_results = []
```

```

for outcome, label in outcomes_mechanism.items():
    if outcome not in df_reg.columns:
        continue
    df_out = df_reg[df_reg[outcome].notna()].copy()
    res = estimate_did(df_out, outcome, f'{outcome} ~ post_alta | cbo_4d + periodo', l
    if res:
        mec_results.append(res)

if mec_results:
    df_mec = pd.DataFrame(mec_results)
    print(df_mec[['outcome', 'coef', 'p_value', 'stars']].to_string(index=False))
    # Interpretação: se Idade Média cair (coef negativo sig.), a IA está "rejuvenescer"
    # o que explica parte da queda do salário médio (jovens ganham menos em média).
else:
    print("Nenhum resultado (variáveis ausentes em df_reg).")

```

--- Análise de Mecanismo (Deskilling) ---

outcome	coef	p_value	stars
idade_media_adm	0.264103	0.059515	*
pct_superior_adm	0.012041	0.008646	***

0.13.3 10.2 Robustez: Donut Hole

O ChatGPT foi lançado em 30/Nov/2022. Dezembro e Janeiro são meses atípicos (férias, ajustes de

depende apenas do choque inicial; estimativa estável reforça robustez.

```

# Etapa 2b.10.2 – Robustez: Donut Hole (excluir Dez/22 e Jan/23)
donut_mask = ~df_reg['periodo_num'].isin([202212, 202301])
df_donut = df_reg[donut_mask].copy()

print("---- Robustez: Donut Hole (Sem Dez/22 e Jan/23) ----")
res_donut = estimate_did(
    df_donut,
    'ln_salario_real_adm',
    'ln_salario_real_adm ~ post_alta + idade_media_adm + pct_mulher_adm + pct_superior'
    'Robustez Donut'
)
if res_donut:
    print(f"Coef Salário Real Donut: {res_donut['coef']:.4f} (p={res_donut['p_value']}):")
else:
    print("Erro na estimação donut.")

```

--- Robustez: Donut Hole (Sem Dez/22 e Jan/23) ---

Coef Salário Real Donut: -0.0376 (p=0.055)

0.13.4 10.3 Heterogeneidade por nível de habilidade (High vs Low Skill)

A teoria sugere que a IA afeta sobretudo “trabalhadores do conhecimento”. Usamos a mediana de % com ensino superior na admissão (`pct_superior_adm`) como proxy de qualificação: ocupações acima da mediana (high skill) vs. abaixo (low skill). Espera-se efeito mais forte (mais negativo) no grupo high skill.

```
# Etapa 2b.10.3 – Heterogeneidade: Alta vs Baixa qualificação (proxy: pct_superior_adm)
mediana_sup = df_reg['pct_superior_adm'].median()
df_high_skill = df_reg[df_reg['pct_superior_adm'] > mediana_sup].copy()
df_low_skill = df_reg[df_reg['pct_superior_adm'] <= mediana_sup].copy()

print("---- Heterogeneidade por Nível de Escolaridade ----")
formula_m3 = "ln_salario_real_adm ~ post_alta + idade_media_adm + pct_mulher_adm + pct_res_high = estimate_did(df_high_skill, 'ln_salario_real_adm', formula_m3, 'High Skill'
res_low = estimate_did(df_low_skill, 'ln_salario_real_adm', formula_m3, 'Low Skill')

if res_high:
    print(f"Efeito em High Skill: {res_high['coef']:.4f} (p={res_high['p_value']:.3f})")
if res_low:
    print(f"Efeito em Low Skill: {res_low['coef']:.4f} (p={res_low['p_value']:.3f})")
# Esperado: efeito mais forte (negativo) no grupo High Skill.
```

---- Heterogeneidade por Nível de Escolaridade ----

```
/opt/homebrew/lib/python3.10/site-
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 25 singleton
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.
    warnings.warn(
/opt/homebrew/lib/python3.10/site-
packages/pyfixest/estimation/model_matrix_fixest_.py:215: UserWarning: 15 singleton
fixed effect(s) detected. These observations are dropped from the model.
    warnings.warn(
Efeito em High Skill: 0.0023 (p=0.885)
Efeito em Low Skill: -0.1146 (p=0.051)
```

0.13.5 10.4 Tentativa de correção para Desligamentos

O outcome *desligamentos* apresentou tendências paralelas questionáveis no event study. Uma opção é controlar por uma **tendência linear específica do grupo** (interação `alta_exp : trend`). Se o coeficiente DiD de desligamentos deixar de ser significativo ($p > 0,10$) ao incluir essa tendência, isso sugere que o resultado anterior era espúrio (viés por tendência pré-existente).

```
# Etapa 2b.10.4 – Tentativa de correção para Desligamentos (controle de tendência lineal)
# Garantir que 'trend' exista no dataframe de regressão
if 'trend' not in df_reg.columns and 'periodo_num' in df_reg.columns:
    def periodo_num_to_months(pn):
        y, m = divmod(int(pn), 100)
        return (y - 2021) * 12 + (m - 1)
    df_reg['trend'] = df_reg['periodo_num'].apply(periodo_num_to_months)
    df_reg['trend'] = df_reg['trend'] - df_reg['trend'].min()

print("---- Tentativa de Correção Linear (Desligamentos) ----")
formula_trend = "ln_desligamentos ~ post_alta + alta_exp:trend | cbo_4d + periodo"
res_trend = estimate_did(df_reg, 'ln_desligamentos', formula_trend, 'Trend Control')
if res_trend:
    print(f"Coef Desligamentos (com trend): {res_trend['coef']:.4f} (p={res_trend['p_value']:.3f})")
    # Se p_value > 0.10, o efeito some ao controlar pela tendência; confirma que o resultado anterior era espúrio
```

```
else:
    print("Erro na estimação com trend.")
```

--- Tentativa de Correção Linear (Desligamentos) ---
 Coef Desligamentos (com trend): -0.0361 (p=0.102)

0.14 11. Tabelas LaTeX

Tabela principal (Model 3) para inclusão na dissertação.

```
# Etapa 2b.9 – Tabela LaTeX

main = df_results[df_results['model'] == 'Model 3: FE + Controls (MAIN)']
outcomes_order = ['ln_admissões', 'ln_desligamentos', 'saldo', 'ln_salario_real_adm',
col_names = ['(1) Log(Adm.)', '(2) Log(Desl.)', '(3) Saldo', '(4) Log(Sal. Real)', '(5)

# Representação visual no notebook
coefs = []; ses = []
for o in outcomes_order:
    row = main[main['outcome']==o]
    if len(row) > 0:
        r = row.iloc[0]
        coefs.append(f"{r['coef']:.4f}{r.get('stars', '')}")
        ses.append(f"({r['se']:.4f})")
    else:
        coefs.append("-"); ses.append("-")
tab_vis = pd.DataFrame([coefs, ses], index=["Post × Alta Exp.", "Erro padrão"], columns=None)
print("Tabela principal (Model 3) – visualização:")
display(tab_vis)
print("\nFE Ocupação e FE Período: ✓ em todas as colunas. * p<0,10 ** p<0,05 *** p<0,01")

coef_line = r"Post $\times$ Alta Exp."; se_line = ""
for o in outcomes_order:
    row = main[main['outcome']==o]
    if len(row)>0: r=row.iloc[0]; coef_line += f" & {r['coef']:.4f}{r.get('stars', '')}"
    else: coef_line += " & -"; se_line += " & -"
lines = [r"\begin{table}[htbp]", r"\centering", r"\caption{Efeitos DiD sobre Emprego F
latex_text = '\n'.join(lines)
with open(OUTPUTS_TABLES / 'table_did_main.tex', 'w') as f: f.write(latex_text)
print("Tabela LaTeX salva em outputs/tables/table_did_main.tex")

# Mostrar LaTeX no notebook (para copiar na dissertação)
from IPython.display import display, Markdown
display(Markdown("**Código LaTeX (para copiar na dissertação):**"))
display(Markdown("```latex\n" + latex_text + "\n```"))
```

Tabela principal (Model 3) – visualização:

	(1) Log(Adm.)	(2) Log(Desl.)	(3) Saldo Real)	(4) Log(Sal. Real)	(5) Log(Adm. Jov.)	(6) % Superior
Post × Alta Exp.	-0.0271	0.0190	-77.6747	-0.0341*	-0.0558*	0.0103**
Erro padrão	(0.0264)	(0.0268)	(69.6255)	(0.0193)	(0.0287)	(0.0043)

FE Ocupação e FE Período: ✓ em todas as colunas. * p<0,10 ** p<0,05 *** p<0,01.
Tabela LaTeX salva em outputs/tables/table_did_main.tex

Código LaTeX (para copiar na dissertação):

```
\begin{table}[htbp]
\centering
\caption{Efeitos DiD sobre Emprego Formal: Resultados Principais}
\label{tab:did_main}
\begin{tabular}{lcccccc}
\toprule
& (1) Log(Adm.) & (2) Log(Desl.) & (3) Saldo & (4) Log(Sal. Real) & (5) Log(Adm. Jov.) \\
\midrule
Post \$\times\$ Alta Exp. & -0.0271 & 0.0190 & -77.6747 & -0.0341* & -0.0558* & 0.0103** \\
& (0.0264) & (0.0268) & (69.6255) & (0.0193) & (0.0287) & (0.0043) \\
\midrule
FE Ocupação & \checkmark & \checkmark & \checkmark & \checkmark & \checkmark & \checkmark \\
FE Período & \checkmark & \checkmark & \checkmark & \checkmark & \checkmark & \checkmark \\
\bottomrule
\end{tabular}
\end{table}
```

0.15 12. Síntese e conclusões

Resumo dos achados, comparação com a literatura e limitações.

```
# Etapa 2b.10 – Síntese

print("RESULTADOS DiD PRINCIPAIS (Model 3)")
for _, r in df_results[df_results['model']=='Model 3: FE + Controls (MAIN)'].iterrows():
    print(f" {OUTCOMES.get(r['outcome'],r['outcome'])}: β = {r['coef']:.4f}{r.get('st')}")
```

RESULTADOS DiD PRINCIPAIS (Model 3)

- Log(Admissões): $\beta = -0.0271$ (p = 0.305)
- Log(Desligamentos): $\beta = 0.0190$ (p = 0.479)
- Saldo Líquido: $\beta = -77.6747$ (p = 0.265)
- Log(Salário Admissão Nominal): $\beta = -0.0656**$ (p = 0.019)
- Log(Salário Real Admissão): $\beta = -0.0341*$ (p = 0.078)
- % Superior (Admissão): $\beta = 0.0103**$ (p = 0.016)
- Log(Salário Mulheres): $\beta = -0.0445$ (p = 0.219)
- Log(Salário Homens): $\beta = 0.0039$ (p = 0.885)

Log(Salário Jovens): $\beta = -0.1337**$ ($p = 0.011$)
 Log(Salário Não-Jovens): $\beta = 0.0025$ ($p = 0.928$)
 Log(Salário Brancos): $\beta = -0.0285$ ($p = 0.427$)
 Log(Salário Negros): $\beta = 0.1106$ ($p = 0.104$)
 Log(Salário Superior): $\beta = -0.0775*$ ($p = 0.056$)
 Log(Salário Médio): $\beta = -0.0845***$ ($p = 0.008$)
 Log(Admissões Mulheres): $\beta = -0.0467*$ ($p = 0.075$)
 Log(Admissões Homens): $\beta = -0.0350$ ($p = 0.183$)
 Log(Admissões Jovens): $\beta = -0.0558*$ ($p = 0.052$)
 Log(Admissões Negros): $\beta = -0.0032$ ($p = 0.907$)

Comparação PNAD: outcomes diferentes (CAGED = fluxos; PNAD = estoques). Ver texto da dissertação.

0.16 Limitações desta etapa

1. **Emprego formal apenas:** CAGED cobre só CLT; informalidade não capturada.
2. **Fluxos vs. estoques:** Redução em admissões pode refletir menor rotatividade ou menor demanda.
3. **Difusão gradual da IA:** Tratamento assume impacto abrupto em Nov/2022; na prática a difusão é gradual.
4. **Janela temporal:** Jan/2021–Jun/2025 (54 meses); 2025 limitado a 6 meses.
5. **Crosswalk 2d/4d:** Agregação perde variação; crosswalk 4d com fallback pode ter erro de medição.
6. **Índice global:** ILO calibrado globalmente; pode não capturar especificidades brasileiras.
7. **Outliers salariais:** Winsorização P1/P99 aplicada.