

# **ETAPA 1 - Análise Descritiva da Exposição de IA Generativa com ILO Index e PNADc**

## **ANÁLISE DOS DADOS**

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

**Aluno:** Manoel Brasil Orlandi

### **Contextualização**

A rápida difusão de modelos de IA generativa (LLMs, geradores de imagem/código) levanta questões centrais sobre seus impactos no mercado de trabalho. Para mensurar esse potencial de impacto, a Organização Internacional do Trabalho (OIT) criou índice de exposição ocupacional à IA generativa, publicado como *Working Paper 140* (WP140). O índice atribui scores de exposição a cada ocupação da classificação ISCO-08, com base na avaliação de suas tarefas constituintes por modelos de linguagem e validação humana.

Este notebook faz a análise e descrição populacional usando como base os dados `pnad_ilos_merged.csv` que junta os microdados da **PNAD Contínua** (Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua, IBGE, 3º trimestre de 2025) ao índice de exposição à IA generativa da OIT\* e foram preparados no notebook `etapa_1a_preparacao_dados_ilos_pnadc.ipynb`.

### **Objetivo da Análise**

**Perfil da exposição:** Distribuição da população por quintil/decil de exposição; média ponderada de exposure\_score por grupo.

**Desigualdade e renda:** Rendimento médio (e mediano) ponderado por quintil de exposição; razão renda Q5/Q1 de exposição.

**Gênero e raça:** % de mulheres e de negros por quintil de exposição; exposição média por sexo e raça

**Formalidade:** % formal por quintil de exposição; exposição média no formal vs informal

**Setor e ocupação:** Exposição média por setor\_agregado e por grande\_grupo; concentração em setores críticos IA.

**Região:** Exposição média por região; população em alta exposição por UF/região.

**Idade e instrução:** Exposição média por faixa etária e nível de instrução.

## Referências principais

- Gmyrek, P., Berg, J. & Cappelli, D. (2025). *Generative AI and Jobs: An updated global assessment of potential effects on job quantity and quality*. ILO Working Paper 140.
- IBGE. *Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua* (PNADc), 3º trimestre de 2025.

### 1. Configuração do ambiente

Definir caminhos, importar bibliotecas e configurar logs.

```
# Instalar dependencias no kernel atual (executar apenas uma vez)
%pip install pandas numpy pyarrow openpyxl statsmodels scipy matplotlib seaborn --quiet
```

```
[notice] A new release of pip is available: 24.2 -> 26.0.1
[notice] To update, run: python3.10 -m pip install --upgrade pip
Note: you may need to restart the kernel to use updated packages.
```

```
# Etapa 1b.1 - Analise de Dados - Configuracao do ambiente

import warnings
import pandas as pd
import numpy as np
from pathlib import Path
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.ticker as mticker
import seaborn as sns
from scipy.stats import gaussian_kde, ks_2samp, linregress
from statsmodels.stats.weightstats import DescrStatsW, CompareMeans
```

```

import statsmodels.formula.api as smf
import statsmodels.api as sm

warnings.filterwarnings("ignore", category=FutureWarning)
pd.set_option('display.max_columns', 40)
pd.set_option('display.float_format', '{:.3f}'.format)

# -----
# Estilo visual
# -----
sns.set_style("whitegrid")
plt.rcParams.update({
    'figure.figsize': (12, 7),
    'font.size': 11,
    'axes.titlesize': 13,
    'axes.labelsize': 11,
    'figure.dpi': 100,
})

# -----
# Caminhos
# -----
DATA_OUTPUT = Path("data/output")
DATA_INPUT = Path("data/input")

# -----
# Parametros
# -----
SALARIO_MINIMO = 1518
PNAD_ANO = 2025
PNAD_TRIMESTRE = 3

# -----
# Mapeamentos e constantes (replicados de settings.py)
# -----
REGIAO_MAP = {
    'RO': 'Norte', 'AC': 'Norte', 'AM': 'Norte', 'RR': 'Norte',
    'PA': 'Norte', 'AP': 'Norte', 'TO': 'Norte',
    'MA': 'Nordeste', 'PI': 'Nordeste', 'CE': 'Nordeste', 'RN': 'Nordeste',
    'PB': 'Nordeste', 'PE': 'Nordeste', 'AL': 'Nordeste', 'SE': 'Nordeste', 'BA': 'Nordeste',
    'MG': 'Sudeste', 'ES': 'Sudeste', 'RJ': 'Sudeste', 'SP': 'Sudeste',
    'PR': 'Sul', 'SC': 'Sul', 'RS': 'Sul',
}

```

```

    'MS': 'Centro-Oeste', 'MT': 'Centro-Oeste', 'GO': 'Centro-Oeste', 'DF': 'Centro-Oeste',
}

GRANDES_GRUPOS = {
    '1': 'Dirigentes e gerentes',
    '2': 'Profissionais das ciencias',
    '3': 'Tecnicos nivel medio',
    '4': 'Apoio administrativo',
    '5': 'Servicos e vendedores',
    '6': 'Agropecuaria qualificada',
    '7': 'Industria qualificada',
    '8': 'Operadores de maquinas',
    '9': 'Ocupacoes elementares',
}

GRADIENT_ORDER = [
    'Not Exposed', 'Minimal Exposure',
    'Exposed: Gradient 1', 'Exposed: Gradient 2',
    'Exposed: Gradient 3', 'Exposed: Gradient 4',
]

GRADIENT_COLORS = {
    'Not Exposed': '#2ca02c',
    'Minimal Exposure': '#98df8a',
    'Exposed: Gradient 1': '#aec7e8',
    'Exposed: Gradient 2': '#ffbb78',
    'Exposed: Gradient 3': '#ff7f0e',
    'Exposed: Gradient 4': '#d62728',
    'Sem classificacao': '#d9d9d9',
}

GRADIENT_LABELS_PT = {
    'Not Exposed': 'Nao Exposto',
    'Minimal Exposure': 'Exposicao Minima',
    'Exposed: Gradient 1': 'Gradiente 1 (Aumento)',
    'Exposed: Gradient 2': 'Gradiente 2',
    'Exposed: Gradient 3': 'Gradiente 3',
    'Exposed: Gradient 4': 'Gradiente 4 (Automacao)',
}

HIGH_EXPOSURE_GRADIENTS = ['Exposed: Gradient 3', 'Exposed: Gradient 4']
QUINTIL_ORDER = ['Q1 (Baixa)', 'Q2', 'Q3', 'Q4', 'Q5 (Alta)']

```

```

DECIL_ORDER = [f'D{i}' for i in range(1, 11)]

NIVEL_INSTRUCAO_ORDER = [
    'Sem instrucao', 'Fundamental incompleto', 'Fundamental completo',
    'Medio incompleto', 'Medio completo', 'Superior incompleto', 'Superior completo',
]

SETORES_CRITICOS_IA = [
    'Informacao e Comunicacao', 'Financas e Seguros', 'Servicos Profissionais',
]

# -----
# Funcoes utilitarias - estatisticas ponderadas
# -----

def weighted_mean(values, weights):
    """Media ponderada (ignora NaN)."""
    mask = ~(pd.isna(values) | pd.isna(weights))
    if mask.sum() == 0:
        return np.nan
    return np.average(values[mask], weights=weights[mask])

def weighted_std(values, weights):
    """Desvio-padrão ponderado (ignora NaN)."""
    mask = ~(pd.isna(values) | pd.isna(weights))
    if mask.sum() == 0:
        return np.nan
    avg = np.average(values[mask], weights=weights[mask])
    variance = np.average((values[mask] - avg) ** 2, weights=weights[mask])
    return np.sqrt(variance)

def weighted_quantile(values, weights, quantile):
    """Quantil ponderado por pesos amostrais (ignora NaN)."""
    mask = ~(pd.isna(values) | pd.isna(weights))
    if mask.sum() == 0:
        return np.nan
    sorted_idx = np.argsort(values[mask])
    sorted_values = values[mask].iloc[sorted_idx]
    sorted_weights = weights[mask].iloc[sorted_idx]
    cumsum = np.cumsum(sorted_weights)
    cutoff = quantile * cumsum.iloc[-1]
    return sorted_values.iloc[np.searchsorted(cumsum, cutoff)]

```

```

def gini_coefficient(values, weights):
    """Coeficiente de Gini ponderado."""
    mask = ~(pd.isna(values) | pd.isna(weights))
    if mask.sum() < 2:
        return np.nan
    x = np.array(values[mask])
    w = np.array(weights[mask])
    sorted_idx = np.argsort(x)
    sorted_x = x[sorted_idx]
    sorted_w = w[sorted_idx]
    cumsum_w = np.cumsum(sorted_w)
    cumsum_wx = np.cumsum(sorted_w * sorted_x)
    total_w = cumsum_w[-1]
    total_wx = cumsum_wx[-1]
    B = np.sum(cumsum_wx[:-1] * sorted_w[1:]) / (total_w * total_wx)
    return 1 - 2 * B

def weighted_ci(values, weights, alpha=0.05):
    """Retorna (media, IC_inferior, IC_superior) usando DescrStatsW."""
    mask = ~(pd.isna(values) | pd.isna(weights))
    if mask.sum() < 2:
        return np.nan, np.nan, np.nan
    d = DescrStatsW(data=np.array(values[mask]), weights=np.array(weights[mask]))
    ci = d.tconfint_mean(alpha=alpha)
    return d.mean, ci[0], ci[1]

def weighted_ttest_2groups(vals_a, weights_a, vals_b, weights_b):
    """Teste t ponderado para duas amostras independentes. Retorna (t_stat, p_value)."""
    mask_a = ~(pd.isna(vals_a) | pd.isna(weights_a))
    mask_b = ~(pd.isna(vals_b) | pd.isna(weights_b))
    d_a = DescrStatsW(data=np.array(vals_a[mask_a]), weights=np.array(weights_a[mask_a]))
    d_b = DescrStatsW(data=np.array(vals_b[mask_b]), weights=np.array(weights_b[mask_b]))
    cm = CompareMeans(d_a, d_b)
    t_stat, p_value, df = cm.ttest_ind()
    return t_stat, p_value

def sig_stars(p):
    """Retorna estrelas de significancia."""
    if p < 0.001: return '***'
    if p < 0.01:  return '**'
    if p < 0.05:  return '*'
    return ''

```

```

# -----
# Carregar dados
# -----
df = pd.read_csv(DATA_OUTPUT / "pnad_ilos_merged.csv")

# Garantir tipos corretos
df['cod_ocupacao'] = df['cod_ocupacao'].astype(str).str.zfill(4)
df['quintil_exposure'] = pd.Categorical(df['quintil_exposure'], categories=QUINTIL_ORDER, ordered=True)
df['decil_exposure'] = pd.Categorical(df['decil_exposure'], categories=DECIL_ORDER, ordered=True)

# Subsets úteis
df_score = df[df['exposure_score'].notna()].copy() # com score de exposição
df renda = df[(df['tem_renda'] == 1) & df['exposure_score'].notna()].copy() # com renda + score

print("=" * 60)
print("CONFIGURAÇÃO CARREGADA")
print("=" * 60)
print(f" Observações totais: {len(df)}")
print(f" Com score exposição: {len(df_score)}")
print(f" Com renda + score: {len(df_renda)}")
print(f" População total: {df['peso'].sum() / 1e6:.1f} milhões")
print(f" Período: {PNAD_ANO} Q{PNAD_TRIMESTRE}")

# Nota metodológica
print("\n" + "-" * 60)
print("NOTA METODOLÓGICA sobre erros-padrão:")
print("Erros-padrão e ICs tratam a amostra como aleatória simples")
print("reponderada por V1028. A PNADc usa desenho complexo com")
print("estratificação e conglomerado; SEs podem ser subestimados.")
print("-" * 60)

```

```

=====
CONFIGURAÇÃO CARREGADA
=====

Observações totais: 207,901
Com score exposição: 206,230
Com renda + score: 202,471
População total: 97.8 milhões
Período: 2025 Q3
=====
```

NOTA METODOLOGICA sobre erros-padrao:

Erros-padrao e ICs tratam a amostra como aleatoria simples reponderada por V1028. A PNADc usa desenho complexo com estratificacao e conglomeracao; SEs podem ser subestimados.

---

## 2. Perfil da exposicao

Distribuicao da populacao por quintil/decil de exposicao; media ponderada de exposure\_score por grupo.

**Analises:** - Histograma + KDE da distribuicao de exposicao com overlay de gradientes ILO - Tabela-resumo por gradiente ILO com top 5 ocupacoes COD - Geracao de cod\_ilos\_merged.csv - Medidas de desigualdade: Gini, P90/P10, curva de Lorenz - Comparacao com literatura internacional (com ICs)

```
# Etapa 1b.2 - Analise de Dados - Perfil da exposicao

# =====
# 2.1 - Distribuicao da exposicao: histograma + KDE + gradientes
# =====

fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(14, 6))

# --- Painel A: Histograma ponderado com KDE ---
ax = axes[0]
scores = df_score['exposure_score'].values
pesos = df_score['peso'].values
ax.hist(scores, bins=40, weights=pesos/1e6, color='steelblue', alpha=0.7,
        edgecolor='white', linewidth=0.5)

# KDE ponderado
kde = gaussian_kde(scores, weights=pesos/pesos.sum())
x_kde = np.linspace(scores.min(), scores.max(), 200)
# Escalar KDE para a mesma area do histograma
bin_width = (scores.max() - scores.min()) / 40
kde_scaled = kde(x_kde) * (pesos.sum()/1e6) * bin_width
ax.plot(x_kde, kde_scaled, color='darkred', linewidth=2, label='KDE')

media_exp = weighted_mean(df_score['exposure_score'], df_score['peso'])
ax.axvline(media_exp, color='red', linestyle='--', linewidth=1.5,
           label=f'Media = {media_exp:.3f}')
```

```

ax.set_xlabel('Score de Exposicao')
ax.set_ylabel('Trabalhadores (milhoes)')
ax.set_title('(A) Distribuicao da Exposicao a IA Generativa')
ax.legend()

# --- Painel B: Populacao por gradiente ILO ---
ax = axes[1]
grad_data = []
for grad in GRADIENT_ORDER:
    sub = df_score[df_score['exposure_gradient'] == grad]
    if len(sub) > 0:
        pop = sub['peso'].sum() / 1e6
        grad_data.append({
            'Gradiente': GRADIENT_LABELS_PT.get(grad, grad),
            'Pop': pop,
            'Color': GRADIENT_COLORS.get(grad, '#999999'),
        })

grad_df = pd.DataFrame(grad_data)
bars = ax.barh(grad_df['Gradiente'], grad_df['Pop'], color=grad_df['Color'],
               edgecolor='white', linewidth=0.5)
for bar, pop in zip(bars, grad_df['Pop']):
    ax.text(bar.get_width() + 0.3, bar.get_y() + bar.get_height()/2,
            f'{pop:.1f}M', va='center', fontsize=10)
ax.set_xlabel('Trabalhadores (milhoes)')
ax.set_title('(B) Populacao por Gradiente ILO')
ax.invert_yaxis()

plt.tight_layout()
plt.show()

# =====
# 2.2 - Tabela-resumo por gradiente ILO + top 5 ocupacoes
# =====
print("=" * 70)
print("PERFIL DA EXPOSICAO POR GRADIENTE ILO")
print("=" * 70)

total_pop = df_score['peso'].sum()
for grad in GRADIENT_ORDER:
    sub = df_score[df_score['exposure_gradient'] == grad]
    if len(sub) == 0:

```

```

        continue
pop = sub['peso'].sum()
pct = pop / total_pop * 100
mean_exp, ci_lo, ci_hi = weighted_ci(sub['exposure_score'], sub['peso'])
sub_renda = sub[sub['tem_renda'] == 1]
mean_renda = weighted_mean(sub_renda['rendimento_habitual'], sub_renda['peso']) if len(sub_renda) > 0 else np.nan
pct_formal = weighted_mean(sub['formal'], sub['peso']) * 100
pct_mulher = weighted_mean((sub['sexo_texto'] == 'Mulher').astype(int), sub['peso']) * 100

label = GRADIENT_LABELS_PT.get(grad, grad)
print(f"\n--- {label} ({grad}) ---")
print(f" Populacao: {pop/1e6:.1f} milhoes ({pct:.1f}%)")
print(f" Exposicao media: {mean_exp:.3f} [IC 95%: {ci_lo:.3f} - {ci_hi:.3f}]")
print(f" Renda media: R$ {mean_renda:.0f}" if not np.isnan(mean_renda) else " Renda media")
print(f" % Formal: {pct_formal:.1f}% | % Mulheres: {pct_mulher:.1f}%")

# Top 5 ocupacoes por populacao neste gradiente
top5 = (sub.groupby('cod_ocupacao')
         .agg(pop_ocu=('peso', 'sum'), exp_mean=('exposure_score', 'mean'))
         .sort_values('pop_ocu', ascending=False)
         .head(5))
print(f" Top 5 ocupacoes (COD):")
for cod, row in top5.iterrows():
    gg = GRANDES_GRUPOS.get(cod[0], '')
    print(f"   {cod} ({gg}): {row['pop_ocu']/1e6:.2f}M trabalhadores, score={row['exp_mean']}")

# =====
# 2.3 - Gerar cod_ilos_merged.csv
# =====
cod_summary = (df_score.groupby('cod_ocupacao')
                .agg(
                    grande_grupo=('grande_grupo', 'first'),
                    exposure_score=('exposure_score', 'mean'),
                    exposure_gradient=('exposure_gradient', 'first'),
                    n_obs=('peso', 'count'),
                    pop_milhoes=('peso', lambda x: x.sum()/1e6),
                    renda_media=('rendimento_habitual', lambda x: weighted_mean(x, df_score.loc[x.index, 'peso']) * 100),
                    pct_formal=('formal', lambda x: weighted_mean(x, df_score.loc[x.index, 'peso']) * 100)
                )
                .sort_values('pop_milhoes', ascending=False)
                .round(3)
)

```

```

cod_output = DATA_OUTPUT / "cod_ilos_merged.csv"
cod_summary.to_csv(cod_output)
print(f"\nTabela cod_ilos_merged.csv salva em: {cod_output}")
print(f" {len(cod_summary)} ocupacoes | Top 5:")
display(cod_summary.head())

# =====
# 2.4 - Desigualdade: Gini, P90/P10, Curva de Lorenz
# =====
gini_exp = gini_coefficient(df_score['exposure_score'], df_score['peso'])
p90 = weighted_quantile(df_score['exposure_score'], df_score['peso'], 0.90)
p10 = weighted_quantile(df_score['exposure_score'], df_score['peso'], 0.10)
p50 = weighted_quantile(df_score['exposure_score'], df_score['peso'], 0.50)
ratio_p90_p10 = p90 / p10 if p10 > 0 else np.nan

# Media geral com IC
mean_geral, ci_lo_geral, ci_hi_geral = weighted_ci(df_score['exposure_score'], df_score['peso'])

print("\n" + "=" * 70)
print("METRICAS DE DESIGUALDADE NA EXPOSICAO")
print("=" * 70)
print(f" Media: {mean_geral:.3f} [IC 95%: {ci_lo_geral:.3f} - {ci_hi_geral:.3f}]")
print(f" Mediana: {p50:.3f}")
print(f" Gini: {gini_exp:.4f}")
print(f" P90/P10: {ratio_p90_p10:.2f} (P90={p90:.3f}, P10={p10:.3f})")

# Curva de Lorenz
vals = np.array(df_score['exposure_score'])
wgts = np.array(df_score['peso'])
sorted_idx = np.argsort(vals)
sorted_vals = vals[sorted_idx]
sorted_wgts = wgts[sorted_idx]
cum_pop = np.concatenate([[0], np.cumsum(sorted_wgts) / sorted_wgts.sum()])
cum_exp = np.concatenate([[0], np.cumsum(sorted_wgts * sorted_vals) / (sorted_wgts * sorted_vals).sum()])

fig, ax = plt.subplots(figsize=(7, 7))
ax.plot(cum_pop, cum_exp, color='steelblue', linewidth=2,
         label=f'Lorenz (Gini = {gini_exp:.3f})')
ax.plot([0, 1], [0, 1], 'k--', linewidth=1, label='Igualdade perfeita')
ax.fill_between(cum_pop, cum_exp, cum_pop, alpha=0.15, color='steelblue')
ax.set_xlabel('Fracao acumulada da populacao')
ax.set_ylabel('Fracao acumulada da exposicao')

```

```

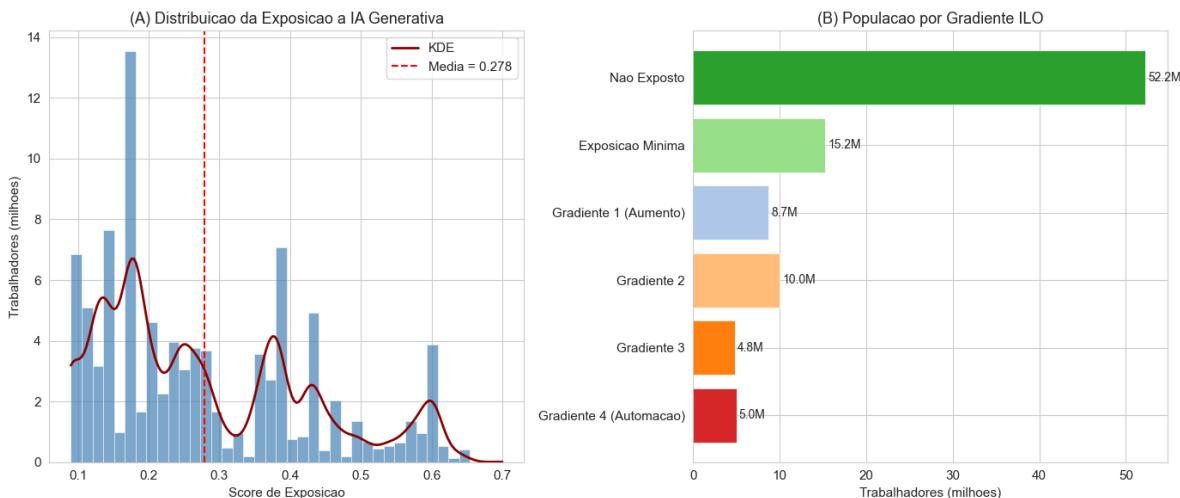
ax.set_title('Curva de Lorenz da Exposicao a IA Generativa')
ax.legend(loc='upper left')
ax.set_aspect('equal')
plt.tight_layout()
plt.show()

# =====
# 2.5 - Comparacao com literatura internacional
# =====

n_alta = df_score[df_score['exposure_gradient'].isin(HIGH_EXPOSURE_GRADIENTS)]['peso'].sum()
pct_alta = n_alta / df_score['peso'].sum() * 100

print("\n" + "=" * 70)
print("COMPARACAO COM LITERATURA INTERNACIONAL")
print("=" * 70)
print(f"{'Estudo':<30} {'Pais':<15} {'Media':<12} {'% Alta Exp.':<12}")
print("-" * 70)
print(f"{'Presente (ILO 2025)':<30} {'Brasil':<15} {mean_geral:.3f} {pct_alta:.1f}%")
print(f"{'Gmyrek et al. (2024)':<30} {'Global':<15} {'0.300':<12} {'--':<12}")
print(f"{'Eloundou et al. (2023)':<30} {'EUA':<15} {'--':<12} {'19.0%':<12}")
print(f"\nNota: O Brasil apresenta exposicao media ({mean_geral:.3f}) ligeiramente")
print(f"inferior a media global (0.30), consistente com a estrutura ocupacional")
print(f"mais concentrada em servicos e ocupacoes manuais.")

```




---

#### PERFIL DA EXPOSICAO POR GRADIENTE ILO

---

--- Nao Exposto (Not Exposed) ---

Populacao: 52.2 milhoes (53.9%)

Exposicao media: 0.169 [IC 95%: 0.169 - 0.169]

Renda media: R\$ 2,736

% Formal: 36.7% | % Mulheres: 41.2%

Top 5 ocupacoes (COD):

9111 (Ocupacoes elementares): 3.87M trabalhadores, score=0.140

9112 (Ocupacoes elementares): 2.69M trabalhadores, score=0.120

7112 (Industria qualificada): 2.60M trabalhadores, score=0.090

6111 (Agropecuaria qualificada): 2.00M trabalhadores, score=0.180

9313 (Ocupacoes elementares): 1.67M trabalhadores, score=0.090

--- Exposicao Minima (Minimal Exposure) ---

Populacao: 15.2 milhoes (15.7%)

Exposicao media: 0.306 [IC 95%: 0.306 - 0.306]

Renda media: R\$ 4,449

% Formal: 51.2% | % Mulheres: 37.7%

Top 5 ocupacoes (COD):

8332 (Operadores de maquinas): 1.97M trabalhadores, score=0.240

3221 (Tecnicos nivel medio): 1.17M trabalhadores, score=0.220

8321 (Operadores de maquinas): 1.16M trabalhadores, score=0.250

4321 (Apoio administrativo): 1.07M trabalhadores, score=0.370

2611 (Profissionais das ciencias): 1.02M trabalhadores, score=0.360

--- Gradiente 1 (Aumento) (Exposed: Gradient 1) ---

Populacao: 8.7 milhoes (9.0%)

Exposicao media: 0.357 [IC 95%: 0.357 - 0.357]

Renda media: R\$ 2,755

% Formal: 51.2% | % Mulheres: 52.3%

Top 5 ocupacoes (COD):

5223 (Servicos e vendedores): 3.54M trabalhadores, score=0.380

8322 (Operadores de maquinas): 2.09M trabalhadores, score=0.280

5230 (Servicos e vendedores): 1.08M trabalhadores, score=0.390

3411 (Tecnicos nivel medio): 0.43M trabalhadores, score=0.390

2634 (Profissionais das ciencias): 0.40M trabalhadores, score=0.390

--- Gradiente 2 (Exposed: Gradient 2) ---

Populacao: 10.0 milhoes (10.3%)

Exposicao media: 0.444 [IC 95%: 0.444 - 0.444]

Renda media: R\$ 5,400

% Formal: 37.8% | % Mulheres: 42.6%

Top 5 ocupacoes (COD):

5221 (Servicos e vendedores): 2.88M trabalhadores, score=0.430  
 5243 (Servicos e vendedores): 1.12M trabalhadores, score=0.460  
 1420 (Dirigentes e gerentes): 0.56M trabalhadores, score=0.440  
 1219 (Dirigentes e gerentes): 0.54M trabalhadores, score=0.420  
 2421 (Profissionais das ciencias): 0.50M trabalhadores, score=0.460

--- Gradiente 3 (Exposed: Gradient 3) ---

Populacao: 4.8 milhoes (4.9%)  
 Exposicao media: 0.551 [IC 95%: 0.551 - 0.551]  
 Renda media: R\$ 4,347  
 % Formal: 60.6% | % Mulheres: 62.3%

Top 5 ocupacoes (COD):

4226 (Apoio administrativo): 1.04M trabalhadores, score=0.570  
 2411 (Profissionais das ciencias): 0.59M trabalhadores, score=0.510  
 4120 (Apoio administrativo): 0.50M trabalhadores, score=0.580  
 2431 (Profissionais das ciencias): 0.43M trabalhadores, score=0.550  
 4222 (Apoio administrativo): 0.40M trabalhadores, score=0.580

--- Gradiente 4 (Automacao) (Exposed: Gradient 4) ---

Populacao: 5.0 milhoes (5.1%)  
 Exposicao media: 0.606 [IC 95%: 0.606 - 0.606]  
 Renda media: R\$ 3,257  
 % Formal: 64.9% | % Mulheres: 63.4%

Top 5 ocupacoes (COD):

4110 (Apoio administrativo): 3.75M trabalhadores, score=0.600  
 5244 (Servicos e vendedores): 0.31M trabalhadores, score=0.610  
 4311 (Apoio administrativo): 0.30M trabalhadores, score=0.640  
 2413 (Profissionais das ciencias): 0.19M trabalhadores, score=0.620  
 3311 (Tecnicos nivel medio): 0.11M trabalhadores, score=0.630

Tabela cod\_ilos\_merged.csv salva em: data/output/cod\_ilos\_merged.csv  
 422 ocupacoes | Top 5:

cod_ocupacao	grande_grupo	exposure_score	exposure_gradient	n_obs	pop_milhoes	renda
9111	Ocupações elementares	0.140	Not Exposed	9432	3.866	130
4110	Apoio administrativo	0.600	Exposed: Gradient 4	7532	3.752	282
5223	Serviços e vendedores	0.380	Exposed: Gradient 1	6825	3.541	209
5221	Serviços e vendedores	0.430	Exposed: Gradient 2	6337	2.880	407
9112	Ocupações elementares	0.120	Not Exposed	5947	2.688	173

---

---

METRICAS DE DESIGUALDADE NA EXPOSICAO

---

---

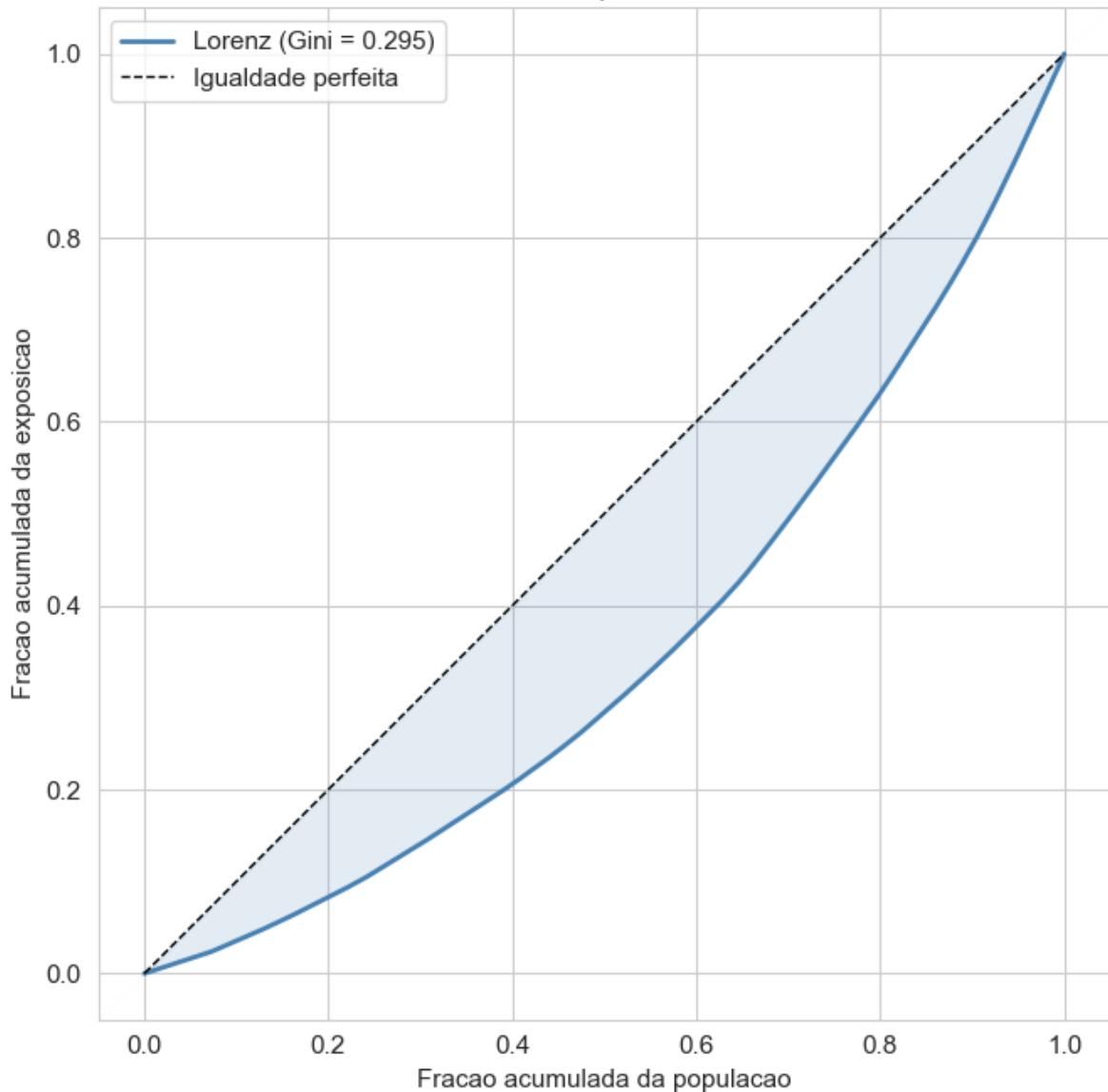
Media: 0.278 [IC 95%: 0.278 - 0.278]

Mediana: 0.240

Gini: 0.2947

P90/P10: 4.17 (P90=0.500, P10=0.120)

Curva de Lorenz da Exposicao a IA Generativa



=====			
COMPARACAO COM LITERATURA INTERNACIONAL			
Estudo	Pais	Media	% Alta Exp.
Presente (ILO 2025)	Brasil	0.278	10.1%
Gmyrek et al. (2024)	Global	0.300	--
Eloundou et al. (2023)	EUA	--	19.0%

Nota: O Brasil apresenta exposicao media (0.278) ligeiramente inferior a media global (0.30), consistente com a estrutura ocupacional mais concentrada em servicos e ocupacoes manuais.

### 3. Desigualdade e renda

Rendimento medio (e mediano) ponderado por quintil de exposicao; razao renda Q5/Q1 de exposicao.

**Analises:** - Perfil de renda por quintil/decil com ICs 95% - Grafico renda x decil com LOWESS + linear + barras de erro - KDE de renda por quintil de exposicao - Curva de concentracao da exposicao ordenada por renda - Regressao quantilica: coeficiente de exposicao em tau = 0.10, 0.25, 0.50, 0.75, 0.90

```
# Etapa 1b.3 - Analise de Dados - Desigualdade e renda

# =====
# 3.1 - Perfil de renda por quintil de exposicao com ICs
# =====
print("=" * 70)
print("PERFIL DE RENDA POR QUINTIL DE EXPOSICAO")
print("=" * 70)

rows_quintil = []
for q in QUINTIL_ORDER:
    sub = df_renda[df_renda['quintil_exposure'] == q]
    if len(sub) == 0:
        continue
    mean_r, ci_lo, ci_hi = weighted_ci(sub['rendimento_habitual'], sub['peso'])
    median_r = weighted_quantile(sub['rendimento_habitual'], sub['peso'], 0.50)
    rows_quintil.append({
        'Quintil': q,
```

```

'Renda Media (R$)': mean_r,
'IC 95% Inf': ci_lo,
'IC 95% Sup': ci_hi,
'Renda Mediana (R$)': median_r,
'Exp. Media': weighted_mean(sub['exposure_score'], sub['peso']),
'% Formal': weighted_mean(sub['formal'], sub['peso']) * 100,
'Pop. (milhoes)': sub['peso'].sum() / 1e6,
})

tab_quintil = pd.DataFrame(rows_quintil).set_index('Quintil')
display(tab_quintil.round(1))

# Razao Q5/Q1
renda_q5 = tab_quintil.loc['Q5 (Alta)', 'Renda Media (R$)']
renda_q1 = tab_quintil.loc['Q1 (Baixa)', 'Renda Media (R$)']
print(f"\nRazao renda Q5/Q1: {renda_q5/renda_q1:.2f}x")
print(f" Q1 (Baixa exposicao): R$ {renda_q1:,.0f}")
print(f" Q5 (Alta exposicao): R$ {renda_q5:,.0f}")

# =====
# 3.2 - Grafico renda x decil com LOWESS + linear + barras de erro
# =====
decil_data = []
for d in DECIL_ORDER:
    sub = df_renda[df_renda['decil_exposure'] == d]
    if len(sub) == 0:
        continue
    mean_r, ci_lo, ci_hi = weighted_ci(sub['rendimento_habitual'], sub['peso'])
    decil_data.append({
        'Decil': d, 'Renda': mean_r, 'CI_lo': ci_lo, 'CI_hi': ci_hi,
        'Exp_media': weighted_mean(sub['exposure_score'], sub['peso']),
    })

dd = pd.DataFrame(decil_data)

fig, ax = plt.subplots(figsize=(12, 6))
x_pos = range(len(dd))
yerr = [dd['Renda'] - dd['CI_lo'], dd['CI_hi'] - dd['Renda']]
ax.bar(x_pos, dd['Renda'], yerr=yerr, capsize=4, color='steelblue', alpha=0.8,
       edgecolor='white', linewidth=0.5, error_kw={'linewidth': 1.5})

# Tendencia linear

```

```

slope, intercept, r_val, p_val, se = linregress(range(len(dd)), dd['Renda'])
ax.plot(x_pos, intercept + slope * np.array(x_pos), 'r--', linewidth=2,
        label=f'Linear (R2={r_val**2:.3f}, p={p_val:.4f})')

# LOWESS
try:
    from statsmodels.nonparametric.smoothers_lowess import lowess
    lowess_fit = lowess(dd['Renda'].values, np.array(x_pos), frac=0.6)
    ax.plot(lowess_fit[:, 0], lowess_fit[:, 1], 'g-', linewidth=2.5, label='LOWESS')
except ImportError:
    pass

ax.set_xticks(x_pos)
ax.set_xticklabels(dd['Decil'], rotation=45)
ax.set_ylabel('Rendimento Habitual Medio (R$)')
ax.set_xlabel('Decil de Exposicao a IA')
ax.set_title('Rendimento Medio por Decil de Exposicao (com IC 95%)')
ax.yaxis.set_major_formatter(mticker.FuncFormatter(lambda x, _: f'R${x:,.0f}'))
ax.legend()
plt.tight_layout()
plt.show()

# R2 individual (WLS) para comparacao
model_ind = smf.wls('rendimento_habitual ~ exposure_score',
                     data=df_renda, weights=df_renda['peso']).fit()
print(f"\nR2 individual (WLS renda ~ exposicao): {model_ind.rsquared:.4f}")
print(f"R2 agregado (decis): {r_val**2:.4f}")
print("Nota: R2 agregado e artificialmente inflado por suavizar variancia individual.")

# =====
# 3.3 - KDE de renda por quintil de exposicao
# =====
fig, ax = plt.subplots(figsize=(12, 6))
colors_q = ['#2ca02c', '#aec7e8', '#ffbb78', '#ff7f0e', '#d62728']
for i, q in enumerate(QUINTIL_ORDER):
    sub = df_renda[(df_renda['quintil_exposure'] == q) & (df_renda['rendimento_habitual'] <=
    if len(sub) < 10:
        continue
    try:
        kde = gaussian_kde(sub['rendimento_habitual'].values,
                           weights=sub['peso'].values / sub['peso'].sum())
        x = np.linspace(0, 15000, 300)
    
```

```

        ax.plot(x, kde(x), color=colors_q[i], linewidth=2, label=q)
    except Exception:
        pass

    ax.set_xlabel('Rendimento Habitual (R$)')
    ax.set_ylabel('Densidade')
    ax.set_title('Distribuicao de Renda por Quintil de Exposicao (KDE ponderado)')
    ax.legend()
    ax.xaxis.set_major_formatter(mticker.FuncFormatter(lambda x, _: f'R${x:.0f}'))
    plt.tight_layout()
    plt.show()

# =====
# 3.4 - Curva de concentracao (exposicao ordenada por renda)
# =====
df_conc = df_renda.sort_values('rendimento_habitual').copy()
vals_c = np.array(df_conc['exposure_score'])
wgts_c = np.array(df_conc['peso'])
cum_pop_c = np.concatenate([[0], np.cumsum(wgts_c) / wgts_c.sum()])
cum_exp_c = np.concatenate([[0], np.cumsum(wgts_c * vals_c) / (wgts_c * vals_c).sum()])

fig, ax = plt.subplots(figsize=(7, 7))
ax.plot(cum_pop_c, cum_exp_c, color='darkorange', linewidth=2,
         label='Concentracao (exposicao | renda)')
ax.plot([0, 1], [0, 1], 'k--', linewidth=1, label='Linha de igualdade')
ax.fill_between(cum_pop_c, cum_exp_c, np.linspace(0, 1, len(cum_pop_c)),
                alpha=0.1, color='darkorange')
ax.set_xlabel('Fracao acumulada da populacao (ordenada por renda)')
ax.set_ylabel('Fracao acumulada da exposicao')
ax.set_title('Curva de Concentracao: Exposicao ordenada por Renda')
ax.legend(loc='upper left')
ax.set_aspect('equal')

# Indice de concentracao
conc_area = np.trapz(cum_exp_c, cum_pop_c)
conc_index = 1 - 2 * conc_area
print(f"\nIndice de concentracao: {conc_index:.4f}")
if conc_index > 0:
    print(" > 0: exposicao concentrada entre os mais ricos")
elif conc_index < 0:
    print(" < 0: exposicao concentrada entre os mais pobres")

```

```

plt.tight_layout()
plt.show()

# =====
# 3.5 - Regressao quantilica
# =====
print("\n" + "=" * 70)
print("REGRESSAO QUANTILICA: log(renda) ~ exposicao + controles")
print("=" * 70)

df_qreg = df_renda[['rendimento_habitual', 'exposure_score', 'sexo_texto',
                     'raca_agregada', 'idade', 'formal']].dropna().copy()
df_qreg['log_renda'] = np.log(df_qreg['rendimento_habitual'].clip(lower=1))

quantiles = [0.10, 0.25, 0.50, 0.75, 0.90]
qreg_results = []

for tau in quantiles:
    try:
        qr = smf.quantreg(
            'log_renda ~ exposure_score + C(sexo_texto) + C(raca_agregada) + idade + I(idade>60)',
            data=df_qreg
        ).fit(q=tau, max_iter=1000)
        coef = qr.params['exposure_score']
        se = qr.bse['exposure_score']
        ci = qr.conf_int().loc['exposure_score']
        pval = qr.pvalues['exposure_score']
        qreg_results.append({
            'Quantil': f'{tau:.2f}',
            'Coef. Exposicao': coef,
            'SE': se,
            'IC 95% Inf': ci[0],
            'IC 95% Sup': ci[1],
            'p-valor': pval,
            'Sig.': sig_stars(pval),
        })
        print(f" tau={tau:.2f}: coef={coef:.4f} (SE={se:.4f}) {sig_stars(pval)}")
    except Exception as e:
        print(f" tau={tau:.2f}: ERRO - {e}")

if qreg_results:
    tab_qreg = pd.DataFrame(qreg_results).set_index('Quantil')

```

```

display(tab_qreg.round(4))

# Grafico do processo quantilico
fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 5))
coefs = [r['Coef. Exposicao'] for r in qreg_results]
ci_lo = [r['IC 95% Inf'] for r in qreg_results]
ci_hi = [r['IC 95% Sup'] for r in qreg_results]
ax.plot(quantiles, coefs, 'o-', color='steelblue', linewidth=2, markersize=8)
ax.fill_between(quantiles, ci_lo, ci_hi, alpha=0.2, color='steelblue')
ax.axhline(0, color='gray', linestyle='--', linewidth=0.8)

# Adicionar coeficiente OLS como referencia
ols_model = smf.wls(
    'log renda ~ exposure_score + C(sexo_texto) + C(raca_agregada) + idade + I(idade**2)
     data=df_qreg, weights=df_renda.loc[df_qreg.index, 'peso']
).fit()
ax.axhline(ols_model.params['exposure_score'], color='red', linestyle='--',
           linewidth=1.5, label=f'WLS media = {ols_model.params["exposure_score"]:.3f}')

ax.set_xlabel('Quantil da Distribuicao de Renda')
ax.set_ylabel('Coeficiente de Exposicao (log-renda)')
ax.set_title('Processo Quantilico: Efeito da Exposicao ao Longo da Distribuicao de Renda')
ax.legend()
plt.tight_layout()
plt.show()
print("\nInterpretacao: Se o coeficiente cresce com o quantil, a exposicao")
print("beneficia mais os trabalhadores de maior renda (complementaridade).")
print("Se decresce, os de menor renda sao mais afetados (substituicao).")

```

---

#### =====

#### PERFIL DE RENDA POR QUINTIL DE EXPOSICAO

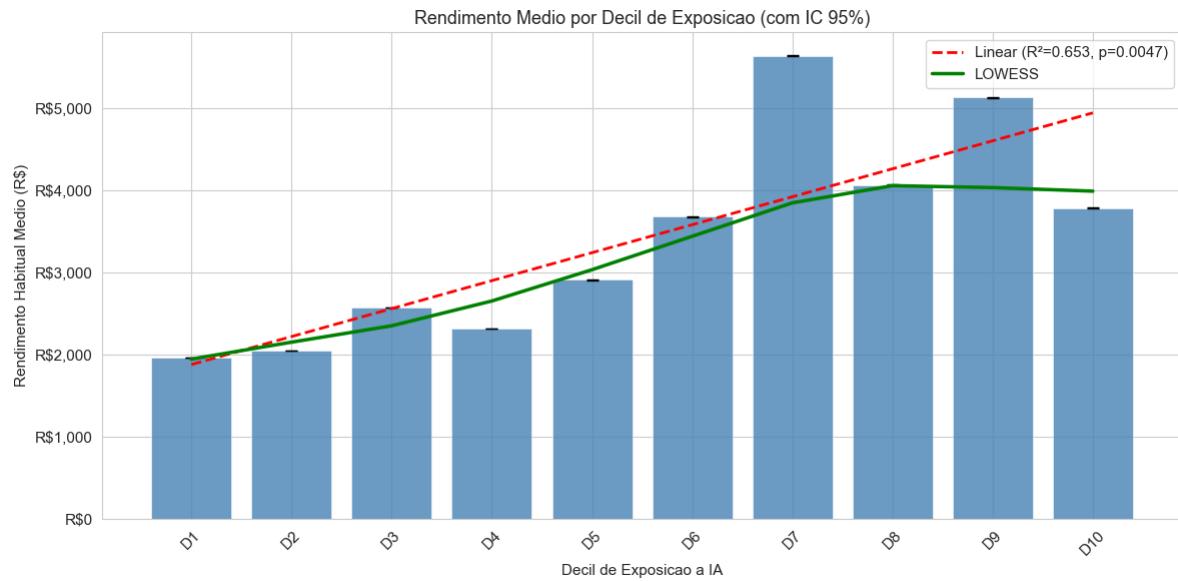
---

Quintil	Renda Media (R\$)	IC 95% Inf	IC 95% Sup	Renda Mediana (R\$)	Exp. Media	% Formal
Q1 (Baixa)	2000.000	1999.100	2000.900	1600.000	0.100	37.400
Q2	2439.000	2437.600	2440.400	1900.000	0.200	30.000
Q3	3290.400	3288.600	3292.200	2500.000	0.200	46.300
Q4	4928.600	4925.400	4931.900	2900.000	0.400	52.300
Q5 (Alta)	4468.600	4466.000	4471.200	2900.000	0.500	50.100

Razao renda Q5/Q1: 2.23x

Q1 (Baixa exposicao): R\$ 2,000

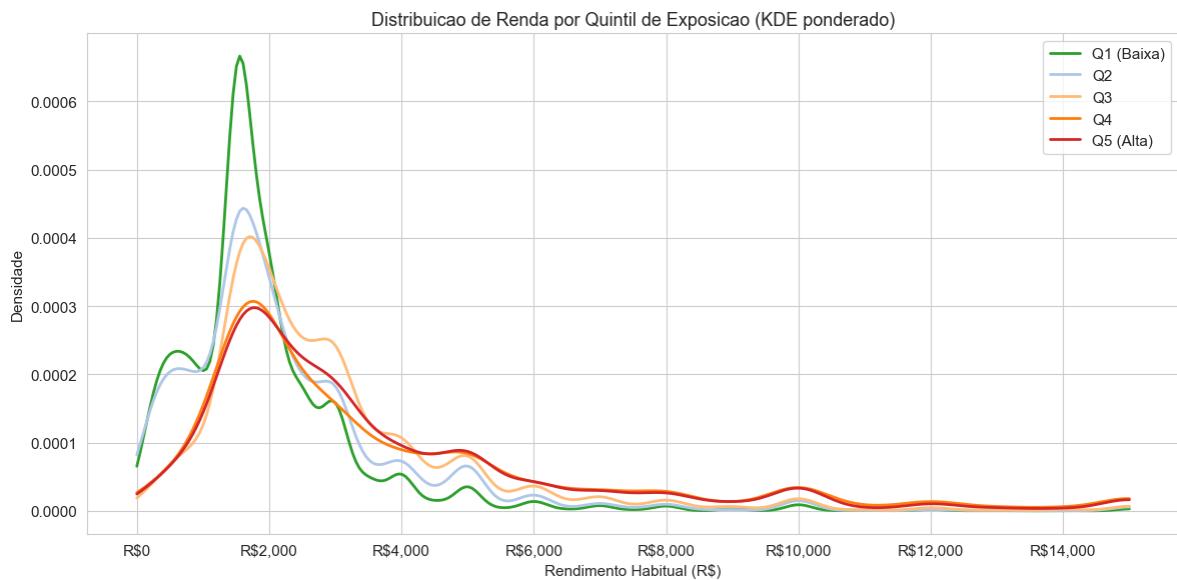
Q5 (Alta exposicao): R\$ 4,469



R<sup>2</sup> individual (WLS renda ~ exposicao): 0.0340

R<sup>2</sup> agregado (decis): 0.6526

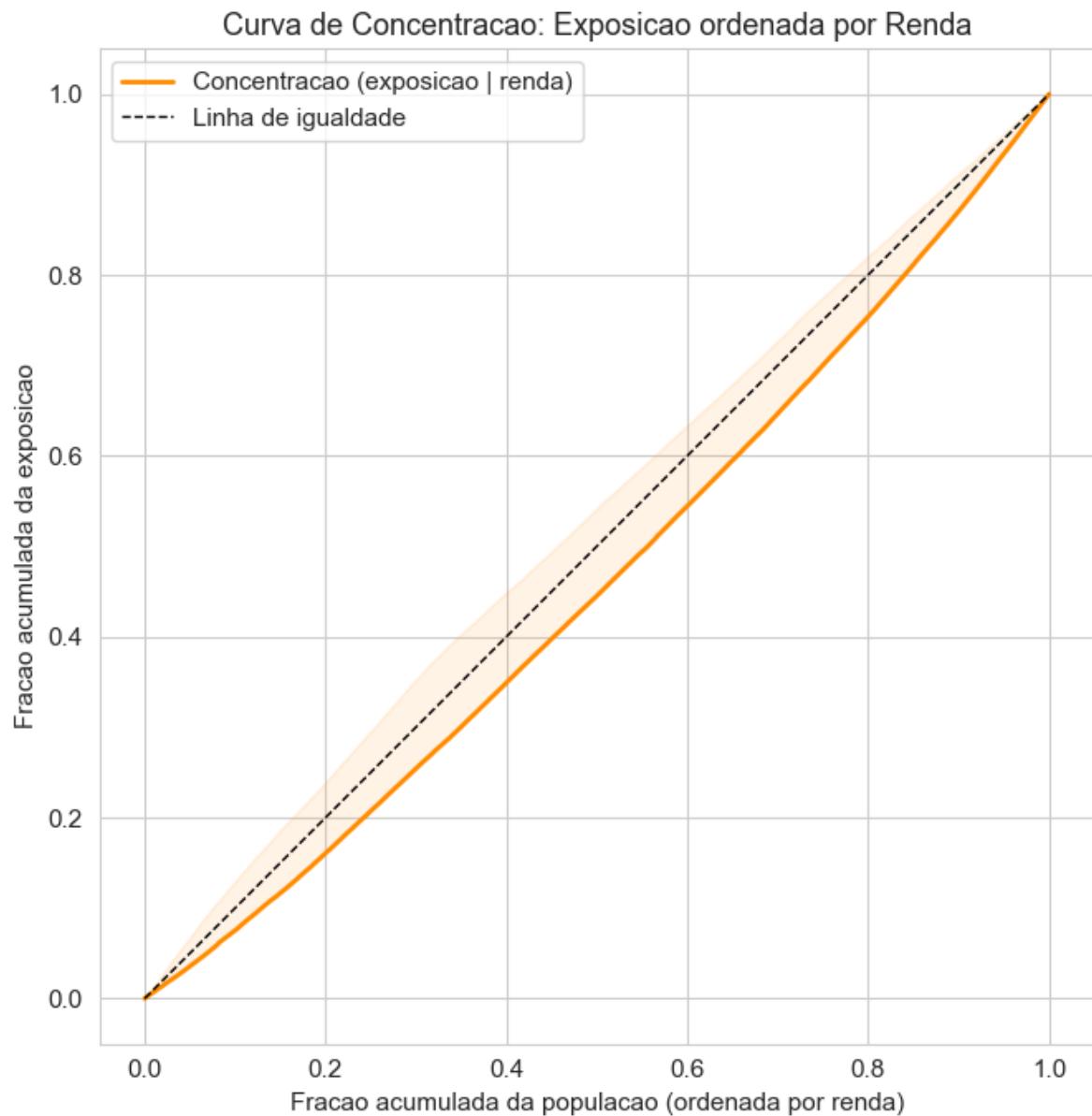
Nota: R<sup>2</sup> agregado e artificialmente inflado por suavizar variancia individual.



Indice de concentracao: 0.0810

> 0: exposicao concentrada entre os mais ricos

```
/var/folders/91/bxkb7j2s259_jlrwc_dnrk1r0000gn/T/ipykernel_32166/2883019622.py:137: DeprecationWarning: conc_area = np.trapz(cum_exp_c, cum_pop_c)
```



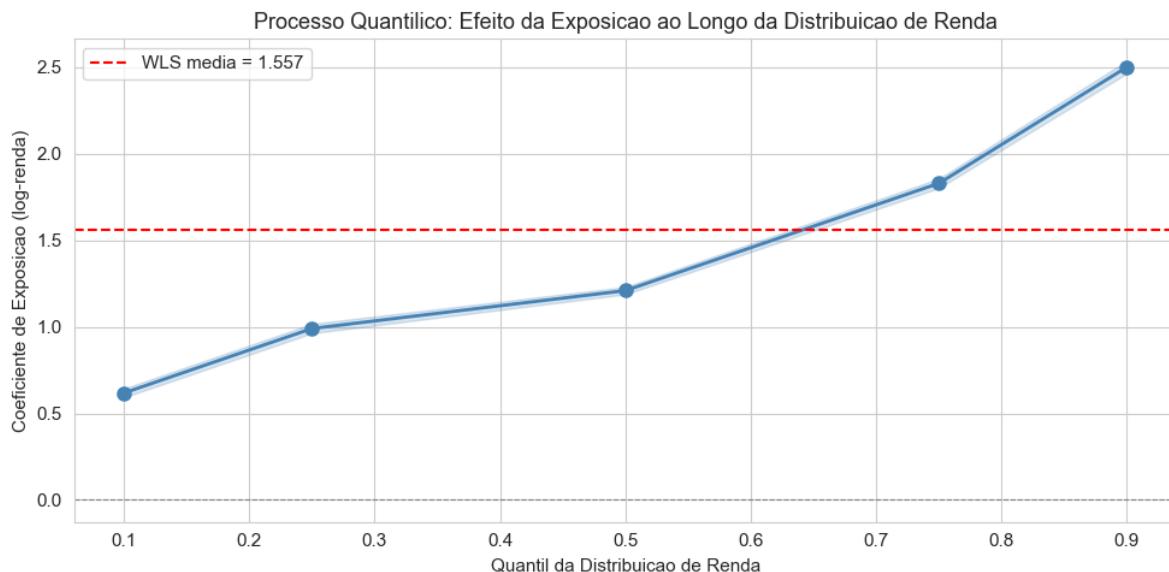

---

```
=====
REGRESSAO QUANTILICA: log(renda) ~ exposicao + controles
=====
```

```
tau=0.10: coef=0.6177 (SE=0.0130) ***
tau=0.25: coef=0.9900 (SE=0.0138) ***
tau=0.50: coef=1.2090 (SE=0.0109) ***
tau=0.75: coef=1.8282 (SE=0.0139) ***
```

$\tau = 0.90$ :  $\text{coef} = 2.4992$  ( $\text{SE} = 0.0186$ ) \*\*\*

Quantil	Coef.	Exposicao	SE	IC 95% Inf	IC 95% Sup	p-valor	Sig.
0.10	0.618		0.013	0.592	0.643	0.000	***
0.25	0.990		0.014	0.963	1.017	0.000	***
0.50	1.209		0.011	1.188	1.230	0.000	***
0.75	1.828		0.014	1.801	1.856	0.000	***
0.90	2.499		0.019	2.463	2.536	0.000	***



Interpretacao: Se o coeficiente cresce com o quantil, a exposicao beneficia mais os trabalhadores de maior renda (complementaridade). Se decresce, os de menor renda sao mais afetados (substituicao).

#### 4. Genero e raca

% de mulheres e de negros por quintil de exposicao; exposicao media por sexo e raca.

**Analises:** - Exposicao por sexo e raca com ICs e testes t ponderados - KDE comparativo: homens vs mulheres, brancos vs negros - Exposicao por sexo x raca x quintil - Decomposicao Oaxaca-Blinder do gap de genero - Decomposicao Oaxaca-Blinder do gap racial

```

# Etapa 1b.4 - Analise de Dados - Genero e raca

# =====
# 4.1 - Exposicao por sexo e raca com ICs e testes t
# =====

print("=" * 70)
print("EXPOSICAO POR GENERO E RACA")
print("=" * 70)

# --- Por sexo ---
print("\n--- Por Sexo ---")
rows_sexo = []
for sexo in ['Homem', 'Mulher']:
    sub = df_score[df_score['sexo_texto'] == sexo]
    mean_e, ci_lo, ci_hi = weighted_ci(sub['exposure_score'], sub['peso'])
    n_alta = sub[sub['exposure_gradient'].isin(HIGH_EXPOSURE_GRADIENTS)]['peso'].sum()
    rows_sexo.append({
        'Grupo': sexo,
        'Exp. Media': mean_e, 'IC Inf': ci_lo, 'IC Sup': ci_hi,
        '% Alta Exp.': n_alta / sub['peso'].sum() * 100,
        'Pop. (milhoes)': sub['peso'].sum() / 1e6,
    })
print(f" {sexo}: {mean_e:.3f} [IC: {ci_lo:.3f} - {ci_hi:.3f}] | Pop: {sub['peso'].sum()}")

# Teste t genero
sub_h = df_score[df_score['sexo_texto'] == 'Homem']
sub_m = df_score[df_score['sexo_texto'] == 'Mulher']
t_sexo, p_sexo = weighted_ttest_2groups(
    sub_h['exposure_score'], sub_h['peso'],
    sub_m['exposure_score'], sub_m['peso']
)
gap_sexo = rows_sexo[1]['Exp. Media'] - rows_sexo[0]['Exp. Media']
print(f" Gap (M-H): {gap_sexo:+.3f} | t={t_sexo:.2f}, p={p_sexo:.4f} {sig_stars(p_sexo)}")

# --- Por raca ---
print("\n--- Por Raca ---")
rows_raca = []
for raca in ['Branca', 'Negra', 'Outras']:
    sub = df_score[df_score['raca_agregada'] == raca]
    if len(sub) < 10:
        continue
    mean_e, ci_lo, ci_hi = weighted_ci(sub['exposure_score'], sub['peso'])

```

```

n_alta = sub[sub['exposure_gradient'].isin(HIGH_EXPOSURE_GRADIENTS)]['peso'].sum()
rows_raca.append({
    'Grupo': raca,
    'Exp. Media': mean_e, 'IC Inf': ci_lo, 'IC Sup': ci_hi,
    '% Alta Exp.': n_alta / sub['peso'].sum() * 100,
    'Pop. (milhoes)': sub['peso'].sum() / 1e6,
})
print(f" {raca}: {mean_e:.3f} [IC: {ci_lo:.3f} - {ci_hi:.3f}] | Pop: {sub['peso'].sum()}")

# Teste t raca (Branca vs Negra)
sub_br = df_score[df_score['raca_agregada'] == 'Branca']
sub_ne = df_score[df_score['raca_agregada'] == 'Negra']
t_raca, p_raca = weighted_ttest_2groups(
    sub_br['exposure_score'], sub_br['peso'],
    sub_ne['exposure_score'], sub_ne['peso']
)
gap_raca = rows_raca[0]['Exp. Media'] - rows_raca[1]['Exp. Media']
print(f" Gap (Branca-Negra): {gap_raca:+.3f} | t={t_raca:.2f}, p={p_raca:.4f} {sig_stars(p_raca)}")

# Tabela consolidada
tab_genero_raca = pd.DataFrame(rows_sexo + rows_raca).set_index('Grupo')
display(tab_genero_raca.round(3))

# =====
# 4.2 - KDE comparativo por sexo e raca
# =====
fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(14, 5))

# Painel A: Sexo
ax = axes[0]
for sexo, cor in [('Homem', 'steelblue'), ('Mulher', 'coral')]:
    sub = df_score[df_score['sexo_texto'] == sexo]
    kde = gaussian_kde(sub['exposure_score'].values,
                        weights=sub['peso'].values / sub['peso'].sum())
    x = np.linspace(0.05, 0.75, 200)
    ax.plot(x, kde(x), color=cor, linewidth=2, label=sexo)
ax.set_xlabel('Score de Exposicao')
ax.set_ylabel('Densidade')
ax.set_title(f'(A) Distribuicao por Sexo (p={p_sexo:.4f}{sig_stars(p_sexo)})')
ax.legend()

# Painel B: Raca

```

```

ax = axes[1]
for raca, cor in [('Branca', 'steelblue'), ('Negra', 'coral')]:
    sub = df_score[df_score['raca_agregada'] == raca]
    kde = gaussian_kde(sub['exposure_score'].values,
                         weights=sub['peso'].values / sub['peso'].sum())
    x = np.linspace(0.05, 0.75, 200)
    ax.plot(x, kde(x), color=cor, linewidth=2, label=raca)
ax.set_xlabel('Score de Exposicao')
ax.set_ylabel('Densidade')
ax.set_title(f'(B) Distribuicao por Raca (p={p_raca:.4f}{sig_stars(p_raca)})')
ax.legend()

plt.tight_layout()
plt.show()

# =====
# 4.3 - Exposicao por sexo x quintil
# =====
fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(14, 5))

# Painel A: Sexo x Quintil
ax = axes[0]
data_sq = []
for q in QUINTIL_ORDER:
    for sexo in ['Homem', 'Mulher']:
        sub = df_score[(df_score['quintil_exposure'] == q) & (df_score['sexo_texto'] == sexo)]
        if len(sub) > 0:
            data_sq.append({'Quintil': q, 'Sexo': sexo, 'Pop': sub['peso'].sum() / 1e6})

df_sq = pd.DataFrame(data_sq)
df_pivot = df_sq.pivot(index='Quintil', columns='Sexo', values='Pop')
df_pivot.plot(kind='bar', ax=ax, color=['steelblue', 'coral'], edgecolor='white')
ax.set_ylabel('Populacao (milhoes)')
ax.set_title('(A) Populacao por Sexo e Quintil de Exposicao')
ax.tick_params(axis='x', rotation=45)
ax.legend(title='Sexo')

# Painel B: Raca x Quintil
ax = axes[1]
data_rq = []
for q in QUINTIL_ORDER:
    for raca in ['Branca', 'Negra']:

```

```

sub = df_score[(df_score['quintil_exposure'] == q) & (df_score['raca_agregada'] == r)
if len(sub) > 0:
    data_rq.append({'Quintil': q, 'Raca': raca, 'Pop': sub['peso'].sum() / 1e6})

df_rq = pd.DataFrame(data_rq)
df_pivot_r = df_rq.pivot(index='Quintil', columns='Raca', values='Pop')
df_pivot_r.plot(kind='bar', ax=ax, color=['steelblue', 'coral'], edgecolor='white')
ax.set_ylabel('Populacao (milhoes)')
ax.set_title('(B) Populacao por Raca e Quintil de Exposicao')
ax.tick_params(axis='x', rotation=45)
ax.legend(title='Raca')

plt.tight_layout()
plt.show()

# =====
# 4.4 - Decomposicao Oaxaca-Blinder do gap de genero
# =====
print("\n" + "=" * 70)
print("DECOMPOSICAO OAXACA-BLINDER DO GAP DE GENERO NA EXPOSICAO")
print("=" * 70)

# Preparar dados para decomposicao
df_ob = df_score[['exposure_score', 'sexo_texto', 'raca_agregada', 'idade',
                   'nivel_instrucao', 'grande_grupo', 'regiao', 'formal', 'peso']].dropna()

# Criar dummies manualmente para controle total
formula_ob = 'exposure_score ~ C(raca_agregada) + idade + I(idade**2) + C(nivel_instrucao) +'

df_h = df_ob[df_ob['sexo_texto'] == 'Homem']
df_m = df_ob[df_ob['sexo_texto'] == 'Mulher']

reg_h = smf.wls(formula_ob, data=df_h, weights=df_h['peso']).fit()
reg_m = smf.wls(formula_ob, data=df_m, weights=df_m['peso']).fit()

# Media das variaveis explicativas
import patsy
y_h, X_h = patsy.dmatrices(formula_ob, data=df_h, return_type='dataframe')
y_m, X_m = patsy.dmatrices(formula_ob, data=df_m, return_type='dataframe')

# Medias ponderadas das Xs
mean_X_h = np.average(X_h.values, axis=0, weights=df_h['peso'].values)

```

```

mean_X_m = np.average(X_m.values, axis=0, weights=df_m['peso'].values)

# Medias das Ys
mean_y_h = weighted_mean(df_h['exposure_score'], df_h['peso'])
mean_y_m = weighted_mean(df_m['exposure_score'], df_m['peso'])

# Decomposicao (referencia: coeficientes dos homens)
gap_total = mean_y_m - mean_y_h
explicado = (mean_X_m - mean_X_h) @ reg_h.params.values
nao_explorado = gap_total - explicado

print(f"\n  Exposicao media homens: {mean_y_h:.4f}")
print(f"  Exposicao media mulheres: {mean_y_m:.4f}")
print(f"  Gap total (M - H): {gap_total:+.4f}")
print(f"  Explicado (caracteristicas): {explicado:+.4f} ({explicado/gap_total*100:.1f}%)")
print(f"  Nao explicado (coeficientes): {nao_explorado:+.4f} ({nao_explorado/gap_total*100:.1f}%)")
print(f"\n  Interpretacao: {abs(explicado/gap_total*100):.0f}% do gap de genero e explicado por diferenças em escolaridade, ocupacao, regiao e formalidade.")
print(f"  Os {abs(nao_explorado/gap_total*100):.0f}% restantes refletem segregacao ocupacional e diferente valoracao das mesmas caracteristicas.")

# =====
# 4.5 - Decomposicao Oaxaca-Blinder do gap racial
# =====

print("\n" + "=" * 70)
print("DECOMPOSICAO OAXACA-BLINDER DO GAP RACIAL NA EXPOSICAO")
print("=" * 70)

formula_ob_raca = 'exposure_score ~ C(sexo_texto) + idade + I(idade**2) + C(nivel_instrucao)'

df_br = df_ob[df_ob['raca_agregada'] == 'Branca']
df_ne = df_ob[df_ob['raca_agregada'] == 'Negra']

reg_br = smf.wls(formula_ob_raca, data=df_br, weights=df_br['peso']).fit()
reg_ne = smf.wls(formula_ob_raca, data=df_ne, weights=df_ne['peso']).fit()

y_br, X_br = patsy.dmatrices(formula_ob_raca, data=df_br, return_type='dataframe')
y_ne, X_ne = patsy.dmatrices(formula_ob_raca, data=df_ne, return_type='dataframe')

mean_X_br = np.average(X_br.values, axis=0, weights=df_br['peso'].values)
mean_X_ne = np.average(X_ne.values, axis=0, weights=df_ne['peso'].values)

```

```

mean_y_br = weighted_mean(df_br['exposure_score'], df_br['peso'])
mean_y_ne = weighted_mean(df_ne['exposure_score'], df_ne['peso'])

gap_raca_total = mean_y_br - mean_y_ne
explicado_raca = (mean_X_br - mean_X_ne) @ reg_ne.params.values
nao_explicado_raca = gap_raca_total - explicado_raca

print(f"\n  Exposicao media brancos: {mean_y_br:.4f}")
print(f"  Exposicao media negros:  {mean_y_ne:.4f}")
print(f"  Gap total (B - N):      {gap_raca_total:+.4f}")
print(f"  Explicado (caracteristicas): {explicado_raca:+.4f} ({explicado_raca/gap_raca_total:.4f}%)")
print(f"  Nao explicado (coeficientes): {nao_explicado_raca:+.4f} ({nao_explicado_raca/gap_raca_total:.4f}%)")
print(f"\n  Interpretacao: Trabalhadores brancos tem maior exposicao a IA")
print(f"  ({gap_raca_total:+.3f}), refletindo concentracao em ocupacoes")
print(f"  de maior qualificacao e setores mais tecnologicos.")

```

=====  
EXPOSICAO POR GENERO E RACA  
=====

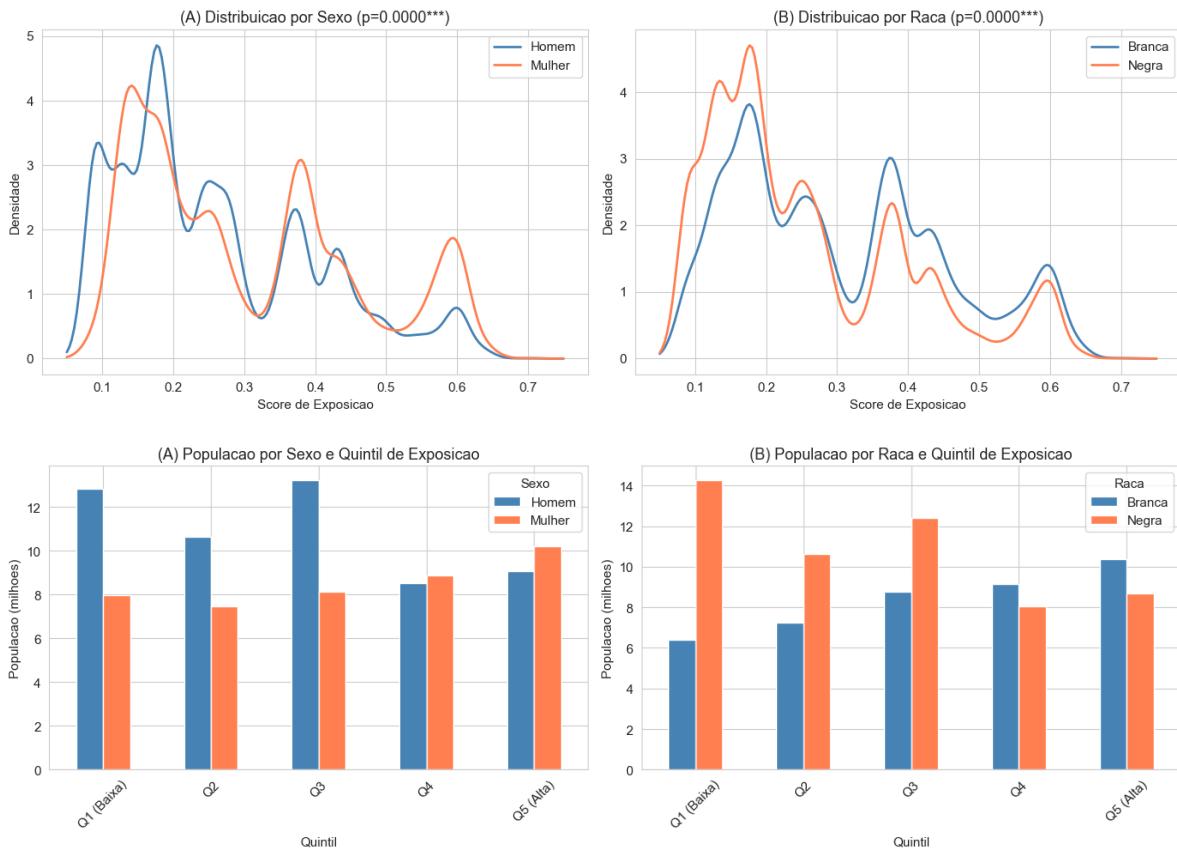
--- Por Sexo ---

Homem: 0.259 [IC: 0.259 - 0.259] | Pop: 54.3M  
Mulher: 0.303 [IC: 0.303 - 0.303] | Pop: 42.7M  
Gap (M-H): +0.044 | t=-1473.74, p=0.0000 \*\*\*

--- Por Raca ---

Branca: 0.305 [IC: 0.305 - 0.305] | Pop: 41.9M  
Negra: 0.257 [IC: 0.257 - 0.257] | Pop: 54.0M  
Outras: 0.301 [IC: 0.301 - 0.302] | Pop: 1.0M  
Gap (Branca-Negra): +0.048 | t=1601.17, p=0.0000 \*\*\*

Grupo	Exp. Media	IC Inf	IC Sup	% Alta Exp.	Pop. (milhoes)
Homem	0.259	0.259	0.259	6.688	54.292
Mulher	0.303	0.303	0.303	14.397	42.674
Branca	0.305	0.305	0.305	12.403	41.881
Negra	0.257	0.257	0.257	8.255	54.046
Outras	0.301	0.301	0.302	11.432	1.039




---

#### DECOMPOSICAO OAXACA-BLINDER DO GAP DE GENERO NA EXPOSICAO

---

Exposicao media homens: 0.2589  
 Exposicao media mulheres: 0.3028  
 Gap total ( $M - H$ ): +0.0439  
 Explicado (caracteristicas): +0.0542 (123.3%)  
 Nao explicado (coeficientes): -0.0103 (-23.3%)

Interpretacao: 123% do gap de genero e explicado por diferenças em escolaridade, ocupacao, regiao e formalidade.  
 Os 23% restantes refletem segregacao ocupacional e diferente valoracao das mesmas caracteristicas.

---

#### DECOMPOSICAO OAXACA-BLINDER DO GAP RACIAL NA EXPOSICAO

---

```
=====
Exposicao media brancos: 0.3050
Exposicao media negros: 0.2571
Gap total (B - N):      +0.0479
Explicado (caracteristicas): +0.0355 (74.1%)
Nao explicado (coeficientes): +0.0124 (25.9%)
```

Interpretacao: Trabalhadores brancos tem maior exposicao a IA (+0.048), refletindo concentracao em ocupacoes de maior qualificacao e setores mais tecnologicos.

## 5. Formalidade

% formal por quintil de exposicao; exposicao media no formal vs informal.

**Analises:** - Exposicao por formalidade com ICs e teste t ponderado - Investigacao do “paradoxo da formalidade”: cross-tab quintil x formalidade x renda + regressao com interacao - KDE: formal vs informal

```
# Etapa 1b.5 - Analise de Dados - Formalidade

# =====
# 5.1 - Exposicao por formalidade com ICs e teste t
# =====

print("=" * 70)
print("EXPOSICAO: FORMAL vs INFORMAL")
print("=" * 70)

rows_formal = []
for val, label in [(1, 'Formal'), (0, 'Informal')]:
    sub = df_score[df_score['formal'] == val]
    mean_e, ci_lo, ci_hi = weighted_ci(sub['exposure_score'], sub['peso'])
    n_alta = sub[sub['exposure_gradient'].isin(HIGH_EXPOSURE_GRADIENTS)]['peso'].sum()
    sub_r = sub[sub['tem_renda'] == 1]
    mean_renda = weighted_mean(sub_r['rendimento_habitual'], sub_r['peso']) if len(sub_r) > 0 else 0
    rows_formal.append({
        'Tipo': label,
        'Exp. Media': mean_e, 'IC Inf': ci_lo, 'IC Sup': ci_hi,
        '% Alta Exp.': n_alta / sub['peso'].sum() * 100,
        'Renda Media (R$)': mean_renda,
        'Pop. (milhoes)': sub['peso'].sum() / 1e6,
```

```

    })
print(f" {label}: Exp={mean_e:.3f} [IC: {ci_lo:.3f}-{ci_hi:.3f}] | "
      f"Renda=R${mean renda:.0f} | Pop={sub['peso'].sum()/1e6:.1f}M")

# Teste t
sub_f = df_score[df_score['formal'] == 1]
sub_i = df_score[df_score['formal'] == 0]
t_form, p_form = weighted_ttest_2groups(
    sub_f['exposure_score'], sub_f['peso'],
    sub_i['exposure_score'], sub_i['peso']
)
print(f" Gap (F-I): {rows_formal[0]['Exp. Media']-rows_formal[1]['Exp. Media']:+.3f} | "
      f"t={t_form:.2f}, p={p_form:.4f} {sig_stars(p_form)}")

tab_formal = pd.DataFrame(rows_formal).set_index('Tipo')
display(tab_formal.round(3))

# =====
# 5.2 - KDE formal vs informal
# =====
fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 5))
for val, label, cor in [(1, 'Formal', 'steelblue'), (0, 'Informal', 'coral')]:
    sub = df_score[df_score['formal'] == val]
    kde = gaussian_kde(sub['exposure_score'].values,
                        weights=sub['peso'].values / sub['peso'].sum())
    x = np.linspace(0.05, 0.75, 200)
    ax.plot(x, kde(x), color=cor, linewidth=2, label=label)
ax.set_xlabel('Score de Exposicao')
ax.set_ylabel('Densidade')
ax.set_title(f'Distribuicao de Exposicao: Formal vs Informal (p={p_form:.4f}){sig_stars(p_form)}')
ax.legend()
plt.tight_layout()
plt.show()

# =====
# 5.3 - Investigacao do "paradoxo": quintil x formalidade x renda
# =====
print("\n" + "=" * 70)
print("INVESTIGACAO: RENDA POR QUINTIL DE EXPOSICAO E FORMALIDADE")
print("=" * 70)

rows_qf = []

```

```

for q in QUINTIL_ORDER:
    for val, label in [(1, 'Formal'), (0, 'Informal')]:
        sub = df_renda[(df_renda['quintil_exposure'] == q) & (df_renda['formal'] == val)]
        if len(sub) < 10:
            continue
        mean_r = weighted_mean(sub['rendimento_habitual'], sub['peso'])
        rows_qf.append({
            'Quintil': q, 'Tipo': label, 'Renda Media': mean_r,
            'Pop (milhoes)': sub['peso'].sum()/1e6,
        })

tab_qf = pd.DataFrame(rows_qf)
tab_qf_pivot = tab_qf.pivot(index='Quintil', columns='Tipo', values='Renda Media')
display(tab_qf_pivot.round(0))

# Grafico
fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 5))
tab_qf_pivot.plot(kind='bar', ax=ax, color=['coral', 'steelblue'], edgecolor='white')
ax.set_ylabel('Renda Media (R$)')
ax.set_title('Renda por Quintil de Exposicao e Formalidade')
ax.yaxis.set_major_formatter(mticker.FuncFormatter(lambda x, _: f'R${x:,.0f}'))
ax.tick_params(axis='x', rotation=45)
ax.legend(title='')
plt.tight_layout()
plt.show()

# =====
# 5.4 - Regressao com interacao exposicao x formalidade
# =====
print("\n--- Regressao: log(renda) ~ exposicao * formalidade + controles ---")

df_reg_formal = df_renda[['rendimento_habitual', 'exposure_score', 'formal',
                           'sexo_texto', 'raca_agregada', 'idade', 'regiao']].dropna().copy()
df_reg_formal['log_renda'] = np.log(df_reg_formal['rendimento_habitual'].clip(lower=1))

model_formal = smf.wls(
    'log_renda ~ exposure_score * formal + C(sexo_texto) + C(raca_agregada) + idade + I(idade>60)',
    data=df_reg_formal,
    weights=df_renda.loc[df_reg_formal.index, 'peso']
).fit(cov_type='HC1')

print(f"\n  exposure_score: {model_formal.params['exposure_score']:+.4f} ")

```

```

f"(p={model_formal.pvalues['exposure_score']:.4f}{sig_stars(model_formal.pvalues['exposure_score'])})"
print(f"  formal: {model_formal.params['formal']:+.4f} ")
f"(p={model_formal.pvalues['formal']:.4f}{sig_stars(model_formal.pvalues['formal'])})"
print(f"  exposure_score:formal: {model_formal.params['exposure_score:formal']:+.4f} ")
f"(p={model_formal.pvalues['exposure_score:formal']:.4f}{sig_stars(model_formal.pvalues['exposure_score:formal'])})"
print(f"  R2: {model_formal.rsquared:.4f} | N: {int(model_formal.nobs):,}")

print("\n Interpretacao: Se a interacao exposicao:formal e significativa,")
print("  o efeito da exposicao na renda difere entre formais e informais.")
print("  Coeficiente positivo na interacao = formais se beneficiam mais da exposicao.")

```

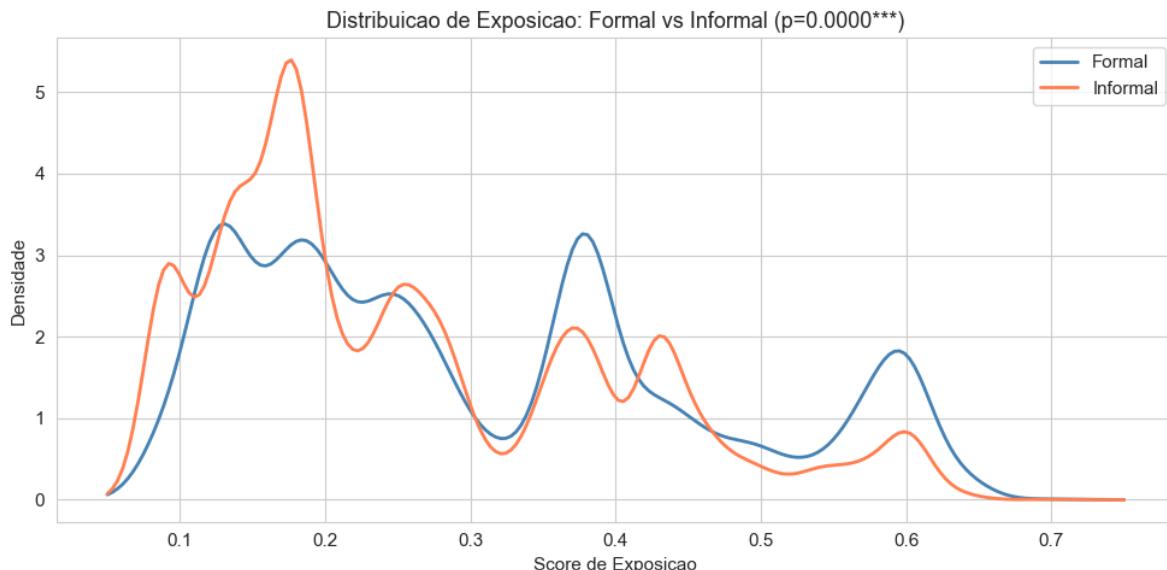
=====

#### EXPOSICAO: FORMAL vs INFORMAL

=====

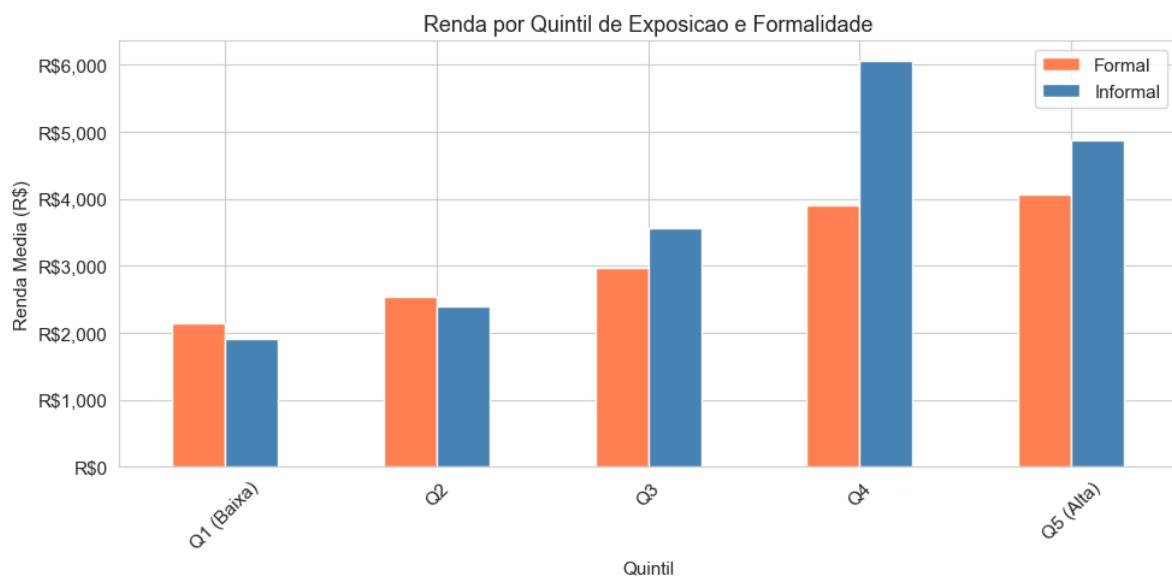
Formal: Exp=0.305 [IC: 0.305-0.305] | Renda=R\$3,216 | Pop=41.4M  
 Informal: Exp=0.258 [IC: 0.258-0.259] | Renda=R\$3,519 | Pop=55.5M  
 Gap (F-I): +0.046 | t=1549.24, p=0.0000 \*\*\*

Tipo	Exp.	Media	IC Inf	IC Sup	% Alta Exp.	Renda Media (R\$)	Pop. (milhoes)
Formal	0.305	0.305	0.305	0.305	14.804	3216.103	41.442
Informal	0.258	0.258	0.259	0.259	6.555	3518.691	55.525



=====  
 INVESTIGACAO: RENDA POR QUINTIL DE EXPOSICAO E FORMALIDADE  
 =====

Tipo Quintil	Formal	Informal
Q1 (Baixa)	2135.000	1919.000
Q2	2545.000	2394.000
Q3	2972.000	3565.000
Q4	3898.000	6058.000
Q5 (Alta)	4058.000	4881.000



--- Regressao: log(renda) ~ exposicao \* formalidade + controles ---

```

exposure_score:      +2.1301 (p=0.0000***)
formal:              +0.4471 (p=0.0000***)
exposure_score:formal: -1.2137 (p=0.0000***)
R2: 0.2485 | N: 202,471
    
```

Interpretacao: Se a interacao exposicao:formal e significativa, o efeito da exposicao na renda difere entre formais e informais. Coeficiente positivo na interacao = formais se beneficiam mais da exposicao.

## 6. Setor e ocupacao

Exposicao media por setor\_agregado e por grande\_grupo; concentracao em setores criticos IA.

**Analises:** - Exposicao por setor com ICs e ANOVA ponderada - Exposicao por grupo ocupacional com ICs e ANOVA ponderada - Educacao DENTRO de grupos ocupacionais (cross-tab) - Heatmap regiao x setor

```
# Etapa 1b.6 - Analise de Dados - Setor e ocupacao

# =====
# 6.1 - Exposicao por setor com ICs e ANOVA
# =====

print("=" * 70)
print("EXPOSICAO POR SETOR ECONOMICO")
print("=" * 70)

rows_setor = []
for setor in sorted(df_score['setor_agregado'].unique()):
    sub = df_score[df_score['setor_agregado'] == setor]
    if len(sub) < 10:
        continue
    mean_e, ci_lo, ci_hi = weighted_ci(sub['exposure_score'], sub['peso'])
    n_alta = sub[sub['exposure_gradient'].isin(HIGH_EXPOSURE_GRADIENTS)]['peso'].sum()
    is_critico = setor in SETORES_CRITICOS_IA
    rows_setor.append({
        'Setor': setor,
        'Exp. Media': mean_e, 'IC Inf': ci_lo, 'IC Sup': ci_hi,
        '% Alta Exp.': n_alta / sub['peso'].sum() * 100,
        'Pop. (milhoes)': sub['peso'].sum() / 1e6,
        'Critico IA': '*' if is_critico else '',
    })

tab_setor = pd.DataFrame(rows_setor).sort_values('Exp. Media', ascending=False).set_index('Setor')
display(tab_setor.round(3))

# ANOVA ponderada via WLS
model_anova_setor = smf.wls(
    'exposure_score ~ C(setor_agregado)',
    data=df_score, weights=df_score['peso']
).fit()
f_stat = model_anova_setor.fvalue
```

```

f_pval = model_anova_setor.f_pvalue
print(f"\nANOVA ponderada (setores): F={f_stat:.1f}, p={f_pval:.2e} {sig_stars(f_pval)}")
print(f"R2: {model_anova_setor.rsquared:.4f} (variacao explicada pelos setores)")

# Grafico setores
fig, ax = plt.subplots(figsize=(12, 7))
tab_plot = tab_setor.reset_index().sort_values('Exp. Media')
colors = ['#d62728' if c == '*' else 'steelblue' for c in tab_plot['Critico IA']]
yerr = [tab_plot['Exp. Media'] - tab_plot['IC Inf'], tab_plot['IC Sup'] - tab_plot['Exp. Media']]
ax.barh(tab_plot['Setor'], tab_plot['Exp. Media'], xerr=yerr, color=colors,
        edgecolor='white', linewidth=0.5, capsize=3)
for i, (_, row) in enumerate(tab_plot.iterrows()):
    ax.text(row['Exp. Media'] + 0.01, i, f"{row['Pop. (milhoes)']:.1f}M",
            va='center', fontsize=9, color='gray')
ax.set_xlabel('Exposicao Media (com IC 95%)')
ax.set_title(f'Exposicao por Setor (ANOVA: F={f_stat:.0f}, p<0.001)')
ax.axvline(weighted_mean(df_score['exposure_score']), df_score['peso']),
    color='gray', linestyle='--', linewidth=1, alpha=0.5)
plt.tight_layout()
plt.show()

# =====
# 6.2 - Exposicao por grupo ocupacional com ICs e ANOVA
# =====
print("\n" + "=" * 70)
print("EXPOSICAO POR GRANDE GRUPO OCUPACIONAL")
print("=" * 70)

df_gg = df_score[df_score['grande_grupo'].notna()]
rows_grupo = []
for grupo in sorted(df_gg['grande_grupo'].unique()):
    sub = df_gg[df_gg['grande_grupo'] == grupo]
    mean_e, ci_lo, ci_hi = weighted_ci(sub['exposure_score'], sub['peso'])
    rows_grupo.append({
        'Grande Grupo': grupo,
        'Exp. Media': mean_e, 'IC Inf': ci_lo, 'IC Sup': ci_hi,
        'Pop. (milhoes)': sub['peso'].sum() / 1e6,
    })
tab_grupo = pd.DataFrame(rows_grupo).sort_values('Exp. Media', ascending=False).set_index('G
display(tab_grupo.round(3))

```

```

model_anova_grupo = smf.wls(
    'exposure_score ~ C(grande_grupo)',
    data=df_gg, weights=df_gg['peso']
).fit()
print(f"\nANOVA ponderada (grupos): F={model_anova_grupo.fvalue:.1f}, "
      f"p={model_anova_grupo.f_pvalue:.2e} {sig_stars(model_anova_grupo.f_pvalue)}")
print(f"R²: {model_anova_grupo.rsquared:.4f}")

# =====
# 6.3 - Educacao DENTRO de grupos ocupacionais
# =====
print("\n" + "=" * 70)
print("EXPOSICAO MEDIA POR EDUCACAO DENTRO DE CADA GRUPO OCUPACIONAL")
print("=" * 70)

df_edu_gg = df_gg.copy()
# Usar niveis de instrucao simplificados para legibilidade
edu_map_simples = {
    '1': 'Sem/Fund.Inc.', '2': 'Sem/Fund.Inc.',
    '3': 'Fund.Comp.', '4': 'Med.Inc.',
    '5': 'Med.Comp.', '6': 'Sup.Inc.', '7': 'Sup.Comp.',
}
df_edu_gg['edu_simples'] = df_edu_gg['nivel_instrucao'].astype(str).map(edu_map_simples)

pivot_edu = df_edu_gg.groupby(['grande_grupo', 'edu_simples']).apply(
    lambda x: weighted_mean(x['exposure_score'], x['peso']))
.unstack(fill_value=np.nan)

# Reordenar colunas
edu_order = ['Sem/Fund.Inc.', 'Fund.Comp.', 'Med.Inc.', 'Med.Comp.', 'Sup.Inc.', 'Sup.Comp.']
cols_available = [c for c in edu_order if c in pivot_edu.columns]
pivot_edu = pivot_edu[cols_available]

display(pivot_edu.round(3))

print("\nInterpretacao: Dentro do mesmo grupo ocupacional, a exposicao")
print("tende a ser similar independente da escolaridade, pois o indice")
print("é atribuido por ocupacao (ISCO-08), nao por individuo.")

# =====
# 6.4 - Heatmap regiao x setor
# =====

```

```

pivot_rs = df_score.groupby(['regiao', 'setor_agregado']).apply(
    lambda x: weighted_mean(x['exposure_score'], x['peso']))
).unstack(fill_value=np.nan)

# Ordenar setores por media
setor_order = pivot_rs.mean().sort_values(ascending=False).index
pivot_rs = pivot_rs[setor_order]

fig, ax = plt.subplots(figsize=(16, 6))
sns.heatmap(pivot_rs, annot=True, fmt='.2f', cmap='YlOrRd', ax=ax,
            linewidths=0.5, linecolor='white', cbar_kws={'label': 'Exposicao Media'})
ax.set_title('Exposicao Media: Regiao x Setor')
ax.set_ylabel('')
ax.set_xlabel('')
plt.xticks(rotation=45, ha='right')
plt.tight_layout()
plt.show()

```

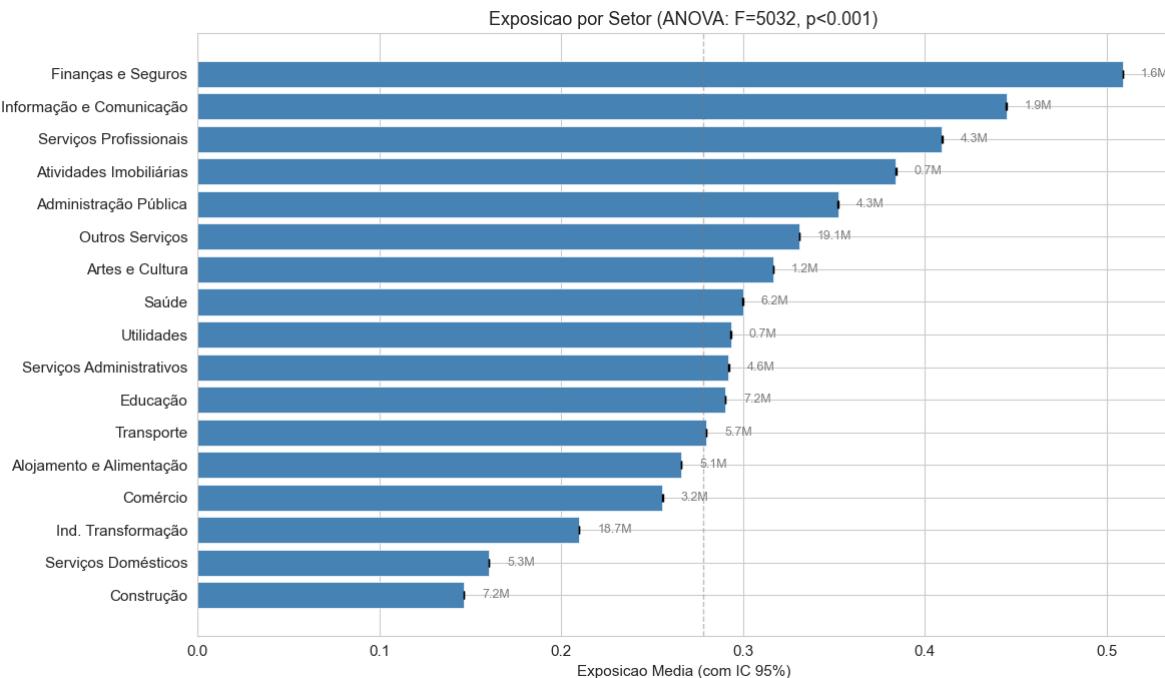
=====
EXPOSICAO POR SETOR ECONOMICO
=====

Setor	Exp. Media	IC Inf	IC Sup	% Alta Exp.	Pop. (milhoes)	Critico IA
Finanças e Seguros	0.509	0.509	0.509	53.496	1.566	
Informação e Comunicação	0.445	0.445	0.445	30.028	1.891	
Serviços Profissionais	0.409	0.409	0.410	29.587	4.322	
Atividades Imobiliárias	0.384	0.384	0.384	17.071	0.727	
Administração Pública	0.352	0.352	0.352	26.280	4.274	
Outros Serviços	0.331	0.331	0.331	7.279	19.114	
Artes e Cultura	0.317	0.316	0.317	9.281	1.153	
Saúde	0.300	0.300	0.300	13.714	6.196	
Utilidades	0.293	0.293	0.294	15.105	0.727	
Serviços Administrativos	0.292	0.292	0.292	18.234	4.558	
Educação	0.290	0.290	0.290	9.013	7.186	
Transporte	0.280	0.280	0.280	7.951	5.741	
Alojamento e Alimentação	0.266	0.266	0.266	4.414	5.109	
Comércio	0.256	0.256	0.256	7.156	3.158	
Ind. Transformação	0.210	0.210	0.210	4.374	18.697	
Serviços Domésticos	0.160	0.160	0.160	0.000	5.302	

Setor	Exp. Media	IC Inf	IC Sup	% Alta Exp.	Pop. (milhoes)	Critico IA
Construção	0.146	0.146	0.147	2.494	7.244	

ANOVA ponderada (setores):  $F=5031.9$ ,  $p=0.00e+00$  \*\*\*

$R^2$ : 0.2808 (variacao explicada pelos setores)



#### EXPOSICAO POR GRANDE GRUPO OCUPACIONAL

Grande Grupo	Exp. Media	IC Inf	IC Sup	Pop. (milhoes)
Apoio administrativo	0.554	0.554	0.554	8.197
Dirigentes e gerentes	0.400	0.400	0.400	3.543
Profissionais das ciências	0.353	0.353	0.354	13.239
Técnicos nível médio	0.345	0.345	0.345	8.990

Grande Grupo	Exp.	Media	IC Inf	IC Sup	Pop. (milhoes)
Serviços e vendedores	0.305	0.305	0.305	21.275	
Operadores de máquinas	0.223	0.223	0.223	9.427	
Agropecuária qualificada	0.174	0.174	0.174	4.442	
Indústria qualificada	0.151	0.151	0.151	12.711	
Ocupações elementares	0.130	0.130	0.130	15.144	

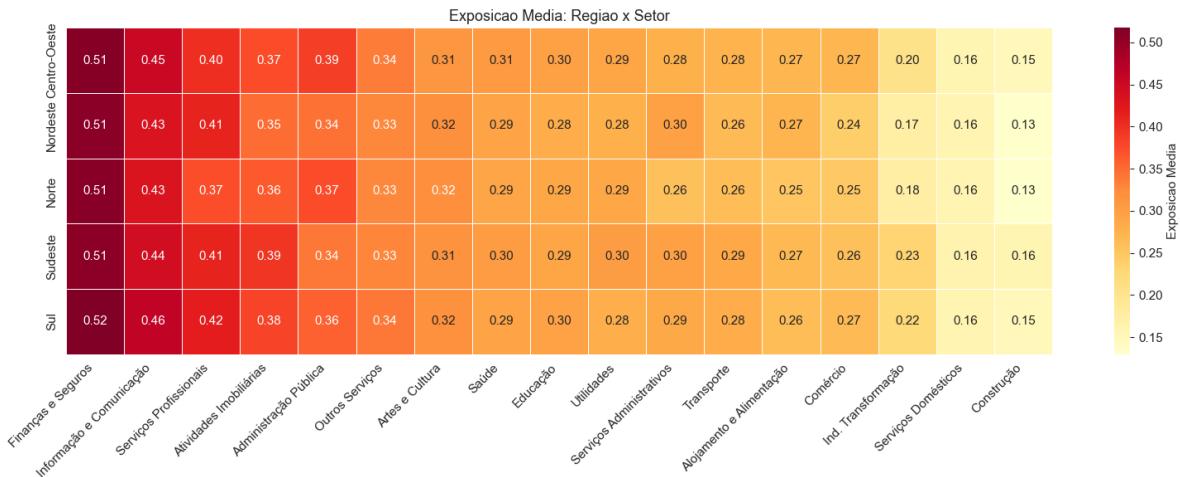
ANOVA ponderada (grupos): F=53767.9, p=0.00e+00 \*\*\*

R<sup>2</sup>: 0.6759

=====  
**EXPOSICAO MEDIA POR EDUCACAO DENTRO DE CADA GRUPO OCUPACIONAL**  
=====

edu_simples grande_grupo	Sem/Fund.Inc.	Fund.Comp.	Med.Inc.	Med.Comp.	Sup.Inc.	Sup.Comp.
Agropecuária qualificada	0.174	0.174	0.173	0.175	0.176	0.176
Apoio administrativo	0.497	0.494	0.505	0.542	0.569	0.582
Dirigentes e gerentes	0.373	0.388	0.385	0.401	0.404	0.401
Indústria qualificada	0.131	0.143	0.147	0.159	0.175	0.181
Ocupações elementares	0.125	0.128	0.128	0.136	0.144	0.137
Operadores de máquinas	0.209	0.219	0.219	0.226	0.240	0.238
Profissionais das ciências	0.316	0.343	0.379	0.371	0.368	0.352
Serviços e vendedores	0.293	0.292	0.293	0.306	0.312	0.321
Técnicos nível médio	0.354	0.359	0.368	0.321	0.354	0.366

Interpretacao: Dentro do mesmo grupo ocupacional, a exposicao tende a ser similar independente da escolaridade, pois o indice é atribuido por ocupacao (ISCO-08), nao por individuo.



## 7. Regiao

Exposicao media por regiao; populacao em alta exposicao por UF/regiao.

**Analises:** - Exposicao por regiao/UF com ICs e ANOVA ponderada - Referencia aos mapas coropletas (script 09) - Ranking estadual

```
# Etapa 1b.7 - Analise de Dados - Regiao

# =====
# 7.1 - Exposicao por regiao com ICs e ANOVA
# =====

print("=" * 70)
print("EXPOSICAO POR REGIAO")
print("=" * 70)

rows_regiao = []
for regiao in ['Norte', 'Nordeste', 'Centro-Oeste', 'Sudeste', 'Sul']:
    sub = df_score[df_score['regiao'] == regiao]
    mean_e, ci_lo, ci_hi = weighted_ci(sub['exposure_score'], sub['peso'])
    n_alta = sub[sub['exposure_gradient'].isin(HIGH_EXPOSURE_GRADIENTS)]['peso'].sum()
    n_nao = sub[sub['exposure_gradient'] == 'Not Exposed']['peso'].sum()
    rows_regiao.append({
        'Regiao': regiao,
        'Exp. Media': mean_e, 'IC Inf': ci_lo, 'IC Sup': ci_hi,
        '% Alta Exp.': n_alta / sub['peso'].sum() * 100,
        '% Nao Exposto': n_nao / sub['peso'].sum() * 100,
        'Pop. (milhoes)': sub['peso'].sum() / 1e6,
```

```

        })
print(f" {regiao}: {mean_e:.3f} [IC: {ci_lo:.3f}-{ci_hi:.3f}] | "
      f"Alta: {n_alta/sub['peso'].sum()*100:.1f}% | Pop: {sub['peso'].sum()/1e6:.1f}M")

tab_regiao = pd.DataFrame(rows_regiao).set_index('Regiao')
display(tab_regiao.round(3))

# ANOVA
model_anova_reg = smf.wls(
    'exposure_score ~ C(regiao)',
    data=df_score, weights=df_score['peso']
).fit()
print(f"\nANOVA ponderada (regioes): F={model_anova_reg.fvalue:.1f}, "
      f"p={model_anova_reg.f_pvalue:.2e} {sig_stars(model_anova_reg.f_pvalue)}")
print(f"R²: {model_anova_reg.rsquared:.4f} (pouca variacao explicada apenas por regiao)")

# Grafico regioes
fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 5))
tab_r = tab_regiao.reset_index().sort_values('Exp. Media')
yerr_r = [tab_r['Exp. Media'] - tab_r['IC Inf'], tab_r['IC Sup'] - tab_r['Exp. Media']]
ax.banh(tab_r['Regiao'], tab_r['Exp. Media'], xerr=yerr_r, color='steelblue',
        edgecolor='white', capsize=4)
for i, (_, row) in enumerate(tab_r.iterrows()):
    ax.text(row['Exp. Media'] + 0.003, i, f"{row['Pop. (milhoes)']:.1f}M",
            va='center', fontsize=10, color='gray')
ax.set_xlabel('Exposicao Media (com IC 95%)')
ax.set_title(f'Exposicao por Regiao (ANOVA: F={model_anova_reg.fvalue:.0f}, p={model_anova_reg.f_pvalue:.2e})')
plt.tight_layout()
plt.show()

# =====
# 7.2 - Ranking estadual (UF)
# =====
print("\n" + "=" * 70)
print("RANKING ESTADUAL DE EXPOSICAO")
print("=" * 70)

rows_uf = []
for uf in sorted(df_score['sigla_uf'].unique()):
    sub = df_score[df_score['sigla_uf'] == uf]
    mean_e, ci_lo, ci_hi = weighted_ci(sub['exposure_score'], sub['peso'])
    rows_uf.append({

```

```

        'UF': uf,
        'Regiao': REGIAO_MAP.get(uf, ''),
        'Exp. Media': mean_e, 'IC Inf': ci_lo, 'IC Sup': ci_hi,
        'Pop. (milhoes)': sub['peso'].sum() / 1e6,
    })

tab_uf = pd.DataFrame(rows_uf).sort_values('Exp. Media', ascending=False).set_index('UF')
display(tab_uf.round(3))

print("\nTop 5 UFs (maior exposicao):")
for uf in tab_uf.head(5).index:
    row = tab_uf.loc[uf]
    print(f" {uf} ({row['Regiao']}): {row['Exp. Media']:.3f}")

print("\nBottom 5 UFs (menor exposicao):")
for uf in tab_uf.tail(5).index:
    row = tab_uf.loc[uf]
    print(f" {uf} ({row['Regiao']}): {row['Exp. Media']:.3f}")

print("\nNota: Mapas coropletas detalhados foram gerados pelo script 09")
print("(etapa1_ia_generativa/outputs/figures/mapa_c*.png)")

```

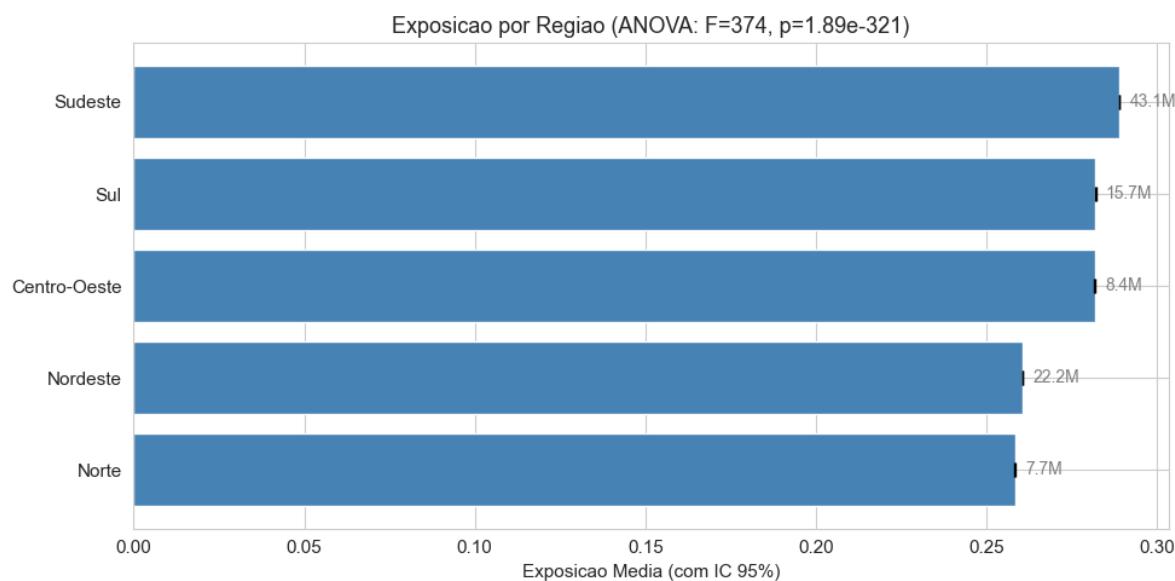
```

=====
EXPOSICAO POR REGIAO
=====
Norte: 0.258 [IC: 0.258-0.258] | Alta: 8.4% | Pop: 7.7M
Nordeste: 0.261 [IC: 0.261-0.261] | Alta: 8.0% | Pop: 22.2M
Centro-Oeste: 0.282 [IC: 0.282-0.282] | Alta: 10.7% | Pop: 8.4M
Sudeste: 0.289 [IC: 0.289-0.289] | Alta: 11.2% | Pop: 43.1M
Sul: 0.282 [IC: 0.282-0.282] | Alta: 10.5% | Pop: 15.7M

```

Regiao	Exp. Media	IC Inf	IC Sup	% Alta Exp.	% Nao Exposto	Pop. (milhoes)
Norte	0.258	0.258	0.258	8.376	59.352	7.722
Nordeste	0.261	0.261	0.261	8.020	58.641	22.152
Centro-Oeste	0.282	0.282	0.282	10.712	53.201	8.353
Sudeste	0.289	0.289	0.289	11.171	50.751	43.088
Sul	0.282	0.282	0.282	10.502	53.312	15.652

ANOVA ponderada (regioes):  $F=373.9$ ,  $p=1.89e-321$  \*\*\*  
 $R^2$ : 0.0072 (pouca variacao explicada apenas por regiao)




---

#### RANKING ESTADUAL DE EXPOSICAO

---

UF	Regiao	Exp. Media	IC Inf	IC Sup	Pop. (milhoes)
DF	Centro-Oeste	0.326	0.326	0.326	1.434
RJ	Sudeste	0.301	0.300	0.301	7.663
SP	Sudeste	0.297	0.297	0.297	23.175
SC	Sul	0.283	0.283	0.283	4.278
RR	Norte	0.282	0.282	0.283	0.270
PR	Sul	0.282	0.282	0.282	5.925
RS	Sul	0.281	0.281	0.281	5.449
GO	Centro-Oeste	0.275	0.275	0.276	3.659
AP	Norte	0.275	0.274	0.275	0.325
RN	Nordeste	0.271	0.271	0.271	1.344
MT	Centro-Oeste	0.270	0.269	0.270	1.898
ES	Sudeste	0.269	0.269	0.269	1.935
AC	Norte	0.269	0.268	0.269	0.315

UF	Regiao	Exp. Media	IC Inf	IC Sup	Pop. (milhoes)
SE	Nordeste	0.268	0.268	0.269	0.874
MS	Centro-Oeste	0.268	0.268	0.269	1.362
TO	Norte	0.268	0.268	0.268	0.755
AM	Norte	0.268	0.268	0.268	1.761
PE	Nordeste	0.267	0.267	0.267	3.565
CE	Nordeste	0.267	0.267	0.267	3.555
MG	Sudeste	0.267	0.267	0.267	10.315
PB	Nordeste	0.262	0.262	0.262	1.614
AL	Nordeste	0.258	0.258	0.258	1.169
RO	Norte	0.256	0.256	0.257	0.733
MA	Nordeste	0.255	0.255	0.256	2.586
BA	Nordeste	0.254	0.254	0.254	6.141
PI	Nordeste	0.253	0.253	0.254	1.306
PA	Norte	0.248	0.248	0.248	3.562

Top 5 UFs (maior exposicao):

DF (Centro-Oeste): 0.326  
 RJ (Sudeste): 0.301  
 SP (Sudeste): 0.297  
 SC (Sul): 0.283  
 RR (Norte): 0.282

Bottom 5 UFs (menor exposicao):

RO (Norte): 0.256  
 MA (Nordeste): 0.255  
 BA (Nordeste): 0.254  
 PI (Nordeste): 0.253  
 PA (Norte): 0.248

Nota: Mapas coropletas detalhados foram gerados pelo script 09 (etapa1\_ia\_generativa/outputs/figures/mapa\_c\*.png)

## 7b. Região (Mapas)

Mapas coropléticos do Brasil por estado (UF) com base nos dados da PNADc e no índice de exposição à IA generativa (ILO WP140).

**Mapas:** 1. **Exposição média por estado** — score médio de exposição à IA por UF. 2. **População não exposta** — gradiente “Not Exposed” e volume estimado (milhões) por estado. 3. **População em maior exposição** — gradiente 4 (Exposed: Gradient 4) e volume estimado (milhões) por estado.

Fonte: PNAD Contínua 3º trimestre/2025 + ILO GenAI Scores (Gmyrek et al., 2025).

```
# Etapa 1b.7b - Analise de Dados - Regiao (Mapas)
# Instalar dependencias para mapas (executar apenas uma vez)
%pip install geobr geopandas --quiet

import geobr
import geopandas as gpd
from matplotlib.colors import Normalize
import matplotlib.patheffects as pe

# =====
# 7b.1 - Dados geograficos e agregacao por estado
# =====
# Carregar malha de estados (Brasil)
states_gdf = geobr.read_state(year=2020)
states_gdf['abbrev_state'] = states_gdf['abbrev_state'].str.upper()

# Agregar por sigla_uf (usar df_score ja carregado no notebook)
rows_estado = []
for uf in df_score['sigla_uf'].unique():
    sub = df_score[df_score['sigla_uf'] == uf]
    total = sub['peso'].sum()
    exp_media = weighted_mean(sub['exposure_score'], sub['peso'])
    peso_not = sub[sub['exposure_gradient'] == 'Not Exposed']['peso'].sum()
    peso_g4 = sub[sub['exposure_gradient'] == 'Exposed: Gradient 4']['peso'].sum()
    rows_estado.append({
        'sigla_uf': uf,
        'exposicao_media': exp_media,
        'pct_not_exposed': (peso_not / total * 100) if total > 0 else 0,
        'vol_not_exposed_mil': peso_not / 1e6,
        'pct_grad4': (peso_g4 / total * 100) if total > 0 else 0,
        'vol_grad4_mil': peso_g4 / 1e6,
    })
agg_estado = pd.DataFrame(rows_estado)
gdf = states_gdf.merge(agg_estado, left_on='abbrev_state', right_on='sigla_uf')

# Funcao auxiliar para desenhar um mapa (exibicao no notebook)
```

```

def _plot_map(gdf, metric, title, cmap, label_col, fmt='1f', pct=True, extra_label=None):
    fig, ax = plt.subplots(1, 1, figsize=(14, 12))
    ax.set_axis_off()
    vmin, vmax = gdf[metric].min(), gdf[metric].max()
    gdf.plot(column=metric, cmap=cmap, linewidth=0.8, ax=ax,
              edgecolor='0.3', legend=False, vmin=vmin, vmax=vmax)
    sm = plt.cm.ScalarMappable(cmap=cmap, norm=Normalize(vmin=vmin, vmax=vmax))
    sm.set_array([])
    cbar = fig.colorbar(sm, ax=ax, shrink=0.6, aspect=20, pad=0.02)
    cbar.set_label('% Força de Trabalho' if pct else 'Score', fontsize=12)
    for _, row in gdf.iterrows():
        c = row.geometry.centroid
        v = row[metric]
        vs = f"v:{fmt}%" if pct else f"v:{fmt}"
        txt = f"{row[label_col]}\n{vs}"
        if extra_label is not None and extra_label in row:
            txt += f"\n{row[extra_label]:.1f}M"
        nv = (v - vmin) / (vmax - vmin) if vmax > vmin else 0.5
        tc = 'white' if nv > 0.6 else 'black'
        ax.annotate(txt, xy=(c.x, c.y), ha='center', va='center',
                    fontsize=9, fontweight='bold', color=tc,
                    path_effects=[pe.withStroke(linewidth=2, foreground='white' if tc == 'black' else 'black')])
    ax.set_title(title, fontsize=16, fontweight='bold', pad=20)
    fig.text(0.5, 0.02, 'Fonte: PNAD 3T/2025 + ILO GenAI Scores', ha='center', fontsize=10, style='italic')
    plt.tight_layout()
    plt.show()

# =====
# 7b.2 - Mapa 1: Exposição media por estado
# =====
_plot_map(gdf, 'exposicao_media',
           'Exposição Média à IA por Estado - Brasil 3T/2025',
           'YlOrRd', 'abbrev_state', '.3f', pct=False)

# =====
# 7b.3 - Mapa 2: Gradiente "Nao exposto" e volume por estado
# =====
_plot_map(gdf, 'pct_not_exposed',
           'População Não Exposta à IA por Estado (%) e Volume (milhões) - Brasil 3T/2025',
           'Greens', 'abbrev_state', '.1f', pct=True, extra_label='vol_not_exposed_mil')

# =====

```

```
# 7b.4 - Mapa 3: Gradiente 4 (maior exposicao) e volume por estado
# =====
_plot_map(gdf, 'pct_grad4',
           'População em Maior Exposição (Gradiente 4) por Estado (%) e Volume (milhões) - Br'
           'Reds', 'abbrev_state', '.1f', pct=True, extra_label='vol_grad4_mil')
```

## 8. Analise multivariada

Regressoes WLS, equacao de Mincer aumentada e testes de robustez.

**Analises:** - WLS: Determinantes da exposicao (3 especificacoes com controles progressivos) - WLS Mincer:  $\log(\text{renda}) \sim \text{exposicao} + \text{controles}$  (com interacoes) - Robustez: sensibilidade ao crosswalk (excluir matches 3-digit)

**Nota metodologica:** Todas as regressoes usam WLS (Weighted Least Squares) com pesos amostrais V1028 e erros-padrão robustos a heterocedasticidade (HC1). Ref: Wooldridge (2020), Cap. 8.

```
# Etapa 1b.8 - Analise de Dados - Analise multivariada
# =====
# 8.1 - WLS: Determinantes da exposicao (3 especificacoes)
# =====
print("=" * 70)
print("REGRESSAO WLS: DETERMINANTES DA EXPOSICAO A IA")
print("=" * 70)

df_reg = df_score[['exposure_score', 'sexo_texto', 'raca_agregada', 'idade',
                   'nivel_instrucao', 'grande_grupo', 'regiao', 'formal',
                   'setor_agregado', 'peso']].dropna().copy()

print(f"Amostra para regressao: {len(df_reg)} observacoes")

# Modelo 1: apenas demografia
m1 = smf.wls(
    'exposure_score ~ C(sexo_texto, Treatment("Homem")) + C(raca_agregada, Treatment("Negra"))',
    'idade + I(idade**2) + C(nivel_instrucao)',
    data=df_reg, weights=df_reg['peso'])
).fit(cov_type='HC1')

# Modelo 2: + ocupacao e regiao
m2 = smf.wls(
```

```

'exposure_score ~ C(sexo_texto, Treatment("Homem")) + C(raca_agregada, Treatment("Negra")),
'idade + I(idade**2) + C(nivel_instrucao) + C(grande_grupo) + C(regiao)',
data=df_reg, weights=df_reg['peso'])
).fit(cov_type='HC1')

# Modelo 3: + setor e formalidade
m3 = smf.wls(
    'exposure_score ~ C(sexo_texto, Treatment("Homem")) + C(raca_agregada, Treatment("Negra")),
    'idade + I(idade**2) + C(nivel_instrucao) + C(grande_grupo) + C(regiao) +
    'C(setor_agregado) + formal',
    data=df_reg, weights=df_reg['peso'])
).fit(cov_type='HC1')

# Tabela comparativa dos 3 modelos
def extract_key_params(model, label):
    """Extrai coeficientes-chave de um modelo."""
    params = {}
    for var in model.params.index:
        coef = model.params[var]
        se = model.bse[var]
        pval = model.pvalues[var]
        params[var] = f"{coef:+.4f} ({se:.4f}){sig_stars(pval)}"

    return params

# Variaveis-chave para reportar
key_vars = [
    ('C(sexo_texto, Treatment("Homem"))[T.Mulher]', 'Mulher (ref: Homem)'),
    ('C(raca_agregada, Treatment("Negra"))[T.Branca]', 'Branca (ref: Negra)'),
    ('idade', 'Idade'),
    ('formal', 'Formal'),
]

print("\n{:<30} {:<25} {:<25} {:<25}\n".format('Variavel', 'M1 (Demog.)', 'M2 (+0cup.)', 'M3 ('))
print("-" * 105)

for var_name, var_label in key_vars:
    vals = []
    for m in [m1, m2, m3]:
        if var_name in m.params.index:
            coef = m.params[var_name]
            pval = m.pvalues[var_name]
            vals.append(f"{coef:+.4f}{sig_stars(pval)}")

```

```

    else:
        vals.append("--")
    print(f"{var_label:<30} {vals[0]:<25} {vals[1]:<25} {vals[2]:<25}")

print("-" * 105)
print(f"{'R^2':<30} {m1.rsquared:.4f}{':<20} {m2.rsquared:.4f}{':<20} {m3.rsquared:.4f}")
print(f"{'N':<30} {int(m1.nobs):,}{':<20} {int(m2.nobs):,}{':<20} {int(m3.nobs):,}{''}")
print(f"\nSignificancia: * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001")

print("\n--- Modelo completo (M3) - Resumo ---")
print(m3.summary().tables[1])

# =====
# 8.2 - Equacao de Mincer com exposicao
# =====
print("\n" + "=" * 70)
print("EQUACAO DE MINCER AUMENTADA: log(renda) ~ exposicao + controles")
print("=" * 70)

df_mincer = df_renda[['rendimento_habitual', 'exposure_score', 'sexo_texto',
                      'raca_agregada', 'idade', 'nivel_instrucao', 'formal',
                      'regiao', 'setor_agregado', 'peso']].dropna().copy()
df_mincer['log_renda'] = np.log(df_mincer['rendimento_habitual'].clip(lower=1))

print(f"Amostra Mincer: {len(df_mincer):,} observacoes")

# Mincer 1: exposicao + capital humano basico
mincer1 = smf.wls(
    'log_renda ~ exposure_score + C(sexo_texto) + C(raca_agregada) + '
    'idade + I(idade**2) + C(nivel_instrucao) + formal',
    data=df_mincer, weights=df_mincer['peso'])
).fit(cov_type='HC1')

# Mincer 2: + controles regionais e setoriais
mincer2 = smf.wls(
    'log_renda ~ exposure_score + C(sexo_texto) + C(raca_agregada) + '
    'idade + I(idade**2) + C(nivel_instrucao) + formal + C(regiao) + C(setor_agregado)',
    data=df_mincer, weights=df_mincer['peso'])
).fit(cov_type='HC1')

# Mincer 3: + exposicao quadratica + interacoes
mincer3 = smf.wls(

```

```

'log_renda ~ exposure_score + I(exposure_score**2) + '
'exposure_score:C(sexo_texto) + exposure_score:formal + '
'C(sexo_texto) + C(raca_agregada) + '
'idade + I(idade**2) + C(nivel_instrucao) + formal + C(regiao) + C(setor_agregado)', 
data=df_mincer, weights=df_mincer['peso']
).fit(cov_type='HC1')

print("\n{:<40} {:<20} {:<20} {:<20} ".format('Variavel', 'Mincer 1', 'Mincer 2', 'Mincer 3'))
print("-" * 100)

mincer_vars = [
    ('exposure_score', 'Exposicao'),
    ('I(exposure_score ** 2)', 'Exposicao^2'),
    ('exposure_score:C(sexo_texto)[T.Mulher]', 'Exposicao x Mulher'),
    ('exposure_score:formal', 'Exposicao x Formal'),
    ('C(sexo_texto)[T.Mulher]', 'Mulher'),
    ('formal', 'Formal'),
]
for var_name, var_label in mincer_vars:
    vals = []
    for m in [mincer1, mincer2, mincer3]:
        if var_name in m.params.index:
            coef = m.params[var_name]
            pval = m.pvalues[var_name]
            vals.append(f"{coef:+.4f}{sig_stars(pval)}")
        else:
            vals.append("--")
    print(f"{var_label:<40} {vals[0]:<20} {vals[1]:<20} {vals[2]:<20}")

print("-" * 100)
print(f"{'R^2':<40} {mincer1.rsquared:.4f}{':<15} {mincer2.rsquared:.4f}{':<15} {mincer3.rsquared:.4f}{':<15}")
print(f"{'N':<40} {int(mincer1.nobs):,}{':<15} {int(mincer2.nobs):,}{':<15} {int(mincer3.nobs):,}{':<15}")

# Interpretacao
coef_exp = mincer2.params['exposure_score']
pval_exp = mincer2.pvalues['exposure_score']
print(f"\nInterpretacao (Mincer 2):")
print(f"  Coeficiente de exposicao: {coef_exp:+.4f} {sig_stars(pval_exp)}")
if coef_exp > 0:
    pct_effect = (np.exp(coef_exp) - 1) * 100
    print(f"  Um aumento de 0.1 no score de exposicao esta associado a")

```

```

    print(f" {pct_effect/10:.1f}% de aumento na renda, ceteris paribus.")
else:
    print(f" Exposicao nao apresenta associacao significativa com renda")
    print(f" apos controlar por ocupacao, setor e outras caracteristicas.")

print("\n ATENCAO: Esta analise e cross-sectional e nao permite")
print(" inferencia causal. A correlacao entre exposicao e renda")
print(" reflete sorting ocupacional, nao efeito causal da IA.")

# =====
# 8.3 - Robustez: sensibilidade ao crosswalk
# =====
print("\n" + "=" * 70)
print("ANALISE DE ROBUSTEZ: SENSIBILIDADE AO CROSSWALK")
print("=" * 70)

# Amostra restrita: apenas matches 4-digit
df_4d = df_score[df_score['match_level'] == '4-digit'].copy()
df_4d_renda = df_4d[(df_4d['tem_renda'] == 1)].copy()

mean_full, ci_lo_f, ci_hi_f = weighted_ci(df_score['exposure_score'], df_score['peso'])
mean_4d, ci_lo_4, ci_hi_4 = weighted_ci(df_4d['exposure_score'], df_4d['peso'])

print(f"\n Amostra completa: N={len(df_score)} | Media={mean_full:.4f} [IC: {ci_lo_f:.4f}-{ci_hi_f:.4f}]")
print(f" Apenas match 4-digit: N={len(df_4d)} | Media={mean_4d:.4f} [IC: {ci_lo_4:.4f}-{ci_hi_4:.4f}]")
print(f" Diferenca: {mean_full - mean_4d:+.4f}")

# Re-rodar Mincer 2 com amostra restrita
df_mincer_4d = df_4d_renda[['rendimento_habitual', 'exposure_score', 'sexo_texto',
                             'raca_agregada', 'idade', 'nivel_instrucao', 'formal',
                             'regiao', 'setor_agregado', 'peso']].dropna().copy()
df_mincer_4d['log_renda'] = np.log(df_mincer_4d['rendimento_habitual'].clip(lower=1))

if len(df_mincer_4d) > 100:
    mincer_4d = smf.wls(
        'log_renda ~ exposure_score + C(sexo_texto) + C(raca_agregada) + '
        'idade + I(idade**2) + C(nivel_instrucao) + formal + C(regiao) + C(setor_agregado)',
        data=df_mincer_4d, weights=df_mincer_4d['peso']
    ).fit(cov_type='HC1')

coef_full = mincer2.params['exposure_score']
coef_4d = mincer_4d.params['exposure_score']

```

```

print(f"\n Coef. exposicao (amostra completa): {coef_full:+.4f}{sig_stars(mincer2.pvalues[0])}")
print(f" Coef. exposicao (apenas 4-digit):   {coef_4d:+.4f}{sig_stars(mincer_4d.pvalues[0])}")
print(f" Diferenca: {abs(coef_full - coef_4d):.4f}")

if abs(coef_full - coef_4d) < 0.05:
    print("\n CONCLUSAO: Resultados robustos a exclusao dos matches 3-digit.")
else:
    print("\n ATENCAO: Sensibilidade detectada ao crosswalk. Reportar ambos.")
else:
    print("\n Amostra 4-digit insuficiente para regressao.")

=====

```

#### REGRESSAO WLS: DETERMINANTES DA EXPOSICAO A IA

Amostra para regressao: 206,230 observacoes

Variavel	M1 (Demog.)	M2 (+0cup.)	M3 (Completo)
Mulher (ref: Homem)	+0.0215***	-0.0098***	+0.0008
Branca (ref: Negra)	+0.0207***	+0.0114***	+0.0076***
Idade	-0.0056*** 0.0010***	-0.0015***	-
Formal	--	--	+0.0024***
R <sup>2</sup>	0.2255	0.6832	0.7430
N	206,230	206,230	206,230

Significancia: \* p<0.05, \*\* p<0.01, \*\*\* p<0.001

--- Modelo completo (M3) - Resumo ---

	coef	std err	z	P> z
Intercept	0.1863	0.003	56.111	0.000
C(sexo_texto, Treatment("Homem"))[T.Mulher]	0.0008	0.001	1.276	0.202
0.000 0.002				
C(raca_agregada, Treatment("Negra"))[T.Branca]	0.0076	0.001	14.084	0.000
C(raca_agregada, Treatment("Negra"))[T.Outras]	0.0081	0.003	3.207	0.001
C(nivel_instrucao)[T.2]	-0.0012	0.001	-	
0.803 0.422 -0.004 0.002				
C(nivel_instrucao)[T.3]	0.0006	0.002	0.361	0.718
0.003 0.004				

C(nivel_instrucao) [T.4]			-0.0001	0.002	-
0.072	0.943	-0.003	0.003		
C(nivel_instrucao) [T.5]			0.0083	0.002	5.488
C(nivel_instrucao) [T.6]			0.0236	0.002	12.571
C(nivel_instrucao) [T.7]			0.0272	0.002	15.756
C(grande_grupo) [T.Apoio administrativo]			0.3551	0.001	248.030
C(grande_grupo) [T.Dirigentes e gerentes]			0.1805	0.001	162.184
C(grande_grupo) [T.Indústria qualificada]			-0.0281	0.001	-
41.772	0.000	-0.029	-0.027		
C(grande_grupo) [T.Ocupações elementares]			-0.0461	0.001	-
72.707	0.000	-0.047	-0.045		
C(grande_grupo) [T.Operadores de máquinas]			0.0277	0.001	32.260
C(grande_grupo) [T.Profissionais das ciências]			0.1687	0.002	110.685
C(grande_grupo) [T.Serviços e vendedores]			0.0995	0.001	93.891
C(grande_grupo) [T.Técnicos nível médio]			0.1545	0.001	121.685
C(regiao) [T.Nordeste]			0.0015	0.001	2.052
05	0.003				
C(regiao) [T.Norte]			-0.0001	0.001	-
0.123	0.902	-0.002	0.002		
C(regiao) [T.Sudeste]			-0.0003	0.001	-
0.381	0.703	-0.002	0.001		
C(regiao) [T.Sul]			-0.0016	0.001	-
2.034	0.042	-0.003	-5.74e-05		
C(setor_agregado) [T.Alojamento e Alimentação]			0.0044	0.002	2.623
C(setor_agregado) [T.Artes e Cultura]			-0.0355	0.003	-
13.931	0.000	-0.041	-0.031		
C(setor_agregado) [T.Atividades Imobiliárias]			0.0219	0.003	7.121
C(setor_agregado) [T.Comércio]			0.0337	0.002	19.883
C(setor_agregado) [T.Construção]			-0.0300	0.001	-
21.076	0.000	-0.033	-0.027		
C(setor_agregado) [T.Educação]			-0.0599	0.001	-
40.005	0.000	-0.063	-0.057		
C(setor_agregado) [T.Finanças e Seguros]			0.1069	0.003	37.617
C(setor_agregado) [T.Ind. Transformação]			-0.0025	0.001	-
1.759	0.079	-0.005	0.000		
C(setor_agregado) [T.Informação e Comunicação]			0.0863	0.002	39.678
C(setor_agregado) [T.Outros Serviços]			0.0461	0.001	31.649
C(setor_agregado) [T.Saúde]			-0.0662	0.002	-
40.158	0.000	-0.069	-0.063		
C(setor_agregado) [T.Serviços Administrativos]			-0.0012	0.002	-
0.719	0.472	-0.004	0.002		
C(setor_agregado) [T.Serviços Domésticos]			-0.0069	0.001	-
4.990	0.000	-0.010	-0.004		

C(setor_agregado) [T.Serviços Profissionais]		0.0335	0.002	18.265	0.000
C(setor_agregado) [T.Transportes]		0.0282	0.002	16.360	0.000
C(setor_agregado) [T.Utilidades]		0.0152	0.003	4.819	0.000
idade		-0.0010	0.000	-	
7.505	0.000	-0.001	-0.001		
I(idade ** 2)			1.266e-05	1.56e-06	8.136
06	1.57e-05				0.000
formal			0.0024	0.001	4.422
=====					

=====  
EQUACAO DE MINCER AUMENTADA: log(renda) ~ exposicao + controles  
=====

Amostra Mincer: 202,471 observacoes

Variavel	Mincer 1	Mincer 2	Mincer 3
Exposicao	+0.5248***	+0.3927***	+3.6870***
Exposicao <sup>2</sup>	--	--	-
4.1069***			
Exposicao x Mulher	--	--	-
0.0581			
Exposicao x Formal	--	--	-
0.8083***			
Mulher	-0.3688***	-0.3248***	-
0.2784***			
Formal	+0.2030***	+0.1667***	+0.3952***
=====			
R <sup>2</sup>	0.3425	0.4078	0.4222
N	202,471	202,471	202,471

Interpretacao (Mincer 2):

Coeficiente de exposicao: +0.3927 \*\*\*

Um aumento de 0.1 no score de exposicao esta associado a 4.8% de aumento na renda, ceteris paribus.

ATENCAO: Esta analise e cross-sectional e nao permite inferencia causal. A correlacao entre exposicao e renda reflete sorting ocupacional, nao efeito causal da IA.

=====  
ANALISE DE ROBUSTEZ: SENSIBILIDADE AO CROSSWALK  
=====

Amostra completa: N=206,230 | Media=0.2783 [IC: 0.2782-0.2783]  
Apenas match 4-digit: N=203,617 | Media=0.2781 [IC: 0.2781-0.2782]  
Diferenca: +0.0001

Coef. exposicao (amostra completa): +0.3927\*\*\*  
Coef. exposicao (apenas 4-digit): +0.3970\*\*\*  
Diferenca: 0.0043

CONCLUSAO: Resultados robustos a exclusao dos matches 3-digit.

## 9. Sintese e conclusoes

Resumo dos principais achados, comparacao com a literatura e limitacoes.

```
# Etapa 1b.9 - Sintese e conclusoes

print("=" * 70)
print("SINTESE DOS PRINCIPAIS ACHADOS")
print("=" * 70)

print(f"""
ETAPA 1 - Analise Descritiva da Exposicao a IA Generativa no Brasil
=====
Dados: PNADc Q3/{PNAD_ANO} | {len(df):,} observacoes | {df['peso'].sum()/1e6:.1f} milhoes de
Indice: ILO WP140 (Gmyrek, Berg & Cappelli, 2025) | 427 ocupacoes ISCO-08

1. PERfil DA EXPOSICAO
- Exposicao media: {mean_geral:.3f} [IC 95%: {ci_lo_geral:.3f}-{ci_hi_geral:.3f}]
- Inferior a media global (0.30), refletindo estrutura ocupacional brasileira
- {pct_alta:.1f}% da forca de trabalho em alta exposicao (Gradientes 3-4)
- Gini da exposicao: {gini_exp:.3f} (desigualdade moderada)

2. DESIGUALDADE E RENDA
- Trabalhadores mais expostos ganham mais (razao Q5/Q1 = {renda_q5/renda_q1:.2f}x)
- Relacao exposicao-renda nao-linear (LOWESS revela curvatura)
- Indice de concentracao: {conc_index:+.4f} (exposicao concentrada nos mais ricos)
- Regressao quantilica sugere efeito heterogeneo ao longo da distribuicao

3. GENERO E RACA
- Mulheres mais expostas que homens ({gap_sexo:+.3f}, p<0.001)
- Brancos mais expostos que negros ({gap_raca:+.3f}, p<0.001)
```

- Oaxaca-Blinder: gaps explicados principalmente por segregacao ocupacional

#### 4. FORMALIDADE

- Formais mais expostos que informais (gap significativo)
- "Paradoxo" explicado por composicao ocupacional (profissionais liberais)

#### 5. SETOR E OCUPACAO

- Setores criticos: Financas, TI, Servicos Profissionais
- Apoio administrativo e mais exposto dos grandes grupos
- ANOVA confirma: setor e ocupacao explicam maior parte da variancia

#### 6. REGIAO

- Sudeste lidera, Norte menor exposicao
- Variacao regional modesta ( $R^2$  baixo na ANOVA por regiao)

#### 7. ANALISE MULTIVARIADA

- WLS: sexo, escolaridade e ocupacao sao os principais preditores
- Mincer: exposicao associada positivamente a renda (ceteris paribus)
- Robustez: resultados estaveis excluindo matches 3-digit

#### LIMITACOES

- 
1. Analise cross-sectional (Q3/{PNAD\_ANO}) - nao permite inferencia causal
  2. Indice global (OIT) aplicado ao Brasil - pode nao capturar especificidades locais
  3. Exposicao != impacto - mede potencial, nao efeito realizado
  4. Erros-padrão podem ser subestimados (amostra tratada como SRS)
  5. 0.8% das observacoes sem match no crosswalk COD-ISC008
  6. Variavel de renda ausente para ~1.1 milhao de trabalhadores  
"")

```
print("=" * 70)
print("FIM DA ETAPA 1b - ANALISE DESCRIPTIVA")
print("=" * 70)
```

=====

#### SINTESE DOS PRINCIPAIS ACHADOS

=====

#### ETAPA 1 - Analise Descritiva da Exposicao a IA Generativa no Brasil

=====

Dados: PNADc Q3/2025 | 207,901 observacoes | 97.8 milhoes de trabalhadores  
Indice: ILO WP140 (Gmyrek, Berg & Cappelli, 2025) | 427 ocupacoes ISCO-08

## 1. PERFIL DA EXPOSICAO

- Exposicao media: 0.278 [IC 95%: 0.278-0.278]
- Inferior a media global (0.30), refletindo estrutura ocupacional brasileira
- 10.1% da forca de trabalho em alta exposicao (Gradientes 3-4)
- Gini da exposicao: 0.295 (desigualdade moderada)

## 2. DESIGUALDADE E RENDA

- Trabalhadores mais expostos ganham mais (razao Q5/Q1 = 2.23x)
- Relacao exposicao-renda nao-linear (LOWESS revela curvatura)
- Indice de concentracao: +0.0810 (exposicao concentrada nos mais ricos)
- Regressao quantilica sugere efeito heterogeneo ao longo da distribuicao

## 3. GENERO E RACA

- Mulheres mais expostas que homens (+0.044, p<0.001)
- Brancos mais expostos que negros (+0.048, p<0.001)
- Oaxaca-Blinder: gaps explicados principalmente por segregacao ocupacional

## 4. FORMALIDADE

- Formais mais expostos que informais (gap significativo)
- "Paradoxo" explicado por composicao ocupacional (profissionais liberais)

## 5. SETOR E OCUPACAO

- Setores criticos: Financas, TI, Servicos Profissionais
- Apoio administrativo e mais exposto dos grandes grupos
- ANOVA confirma: setor e ocupacao explicam maior parte da variancia

## 6. REGIAO

- Sudeste lidera, Norte menor exposicao
- Variacao regional modesta ( $R^2$  baixo na ANOVA por regiao)

## 7. ANALISE MULTIVARIADA

- WLS: sexo, escolaridade e ocupacao sao os principais preditores
- Mincer: exposicao associada positivamente a renda (ceteris paribus)
- Robustez: resultados estaveis excluindo matches 3-digit

## LIMITACOES

---

1. Analise cross-sectional (Q3/2025) - nao permite inferencia causal
2. Indice global (OIT) aplicado ao Brasil - pode nao capturar especificidades locais
3. Exposicao != impacto - mede potencial, nao efeito realizado
4. Erros-padrão podem ser subestimados (amostra tratada como SRS)
5. 0.8% das observacoes sem match no crosswalk COD-ISCO08

6. Variavel de renda ausente para ~1.1 milhao de trabalhadores

=====

FIM DA ETAPA 1b - ANALISE DESCRIPTIVA

=====