

Análise de Sentimento

Ata da Reunião do
Comité de Política Monetária — Copom



Análise de Sentimento das Atas do COPOM

Aplicação de Processamento de Linguagem Natural na Política Monetária Brasileira

Introdução e Objetivos

O que é este exercício?

Este projeto implementa uma **análise de sentimento** das atas das reuniões do Comitê de Política Monetária (COPOM) do Banco Central do Brasil, utilizando técnicas de **Processamento de Linguagem Natural (NLP)** para extrair insights sobre a comunicação da autoridade monetária.

Por que é importante?

- **Antecipação de decisões:** O sentimento das atas pode indicar mudanças futuras na política monetária
- **Análise de risco:** Compreender o tom da comunicação oficial ajuda na precificação de ativos
- **Estratégias de investimento:** Informações complementares para tomada de decisão
- **Transparência de bancos centrais:** Quantificação da clareza e consistência da comunicação

- **Efetividade da política monetária:** Análise da relação entre comunicação e resultados
 - **Behavioral finance:** Impacto da linguagem nas expectativas do mercado
 - **Accountability:** Monitoramento da consistência entre discurso e ação
 - **Comunicação efetiva:** Avaliação da clareza das mensagens institucionais
 - **Coordenação de expectativas:** Análise do alinhamento entre intenção e percepção
-

Metodologia e Processo

1. Coleta de Dados

- **Fonte:** API oficial do Banco Central do Brasil
- **Período:** Últimas 100 atas do COPOM (aprox. 12-13 anos)
- **Formato:** PDFs convertidos para texto estruturado
- **Sistema:** Download incremental com persistência de progresso

2. Processamento de Linguagem Natural

- **Tokenização:** Divisão do texto em unidades linguísticas
- **Dicionário:** Loughran-McDonald Financial Sentiment Dictionary
- **Método:** Análise de polaridade semântica
- **Escala:** Contínua (negativo \leftarrow 0 \rightarrow positivo)

3. Análise Quantitativa

- **Séries temporais:** Evolução do sentimento ao longo do tempo
 - **Correlação:** Relação entre sentimento e variações da taxa Selic
 - **Visualização:** Gráficos interpretativos com zonas de sentimento
-

Estrutura do Projeto

Etapas do Código:

1. **Configuração do ambiente** (bibliotecas e dependências)
2. **Coleta automatizada** das atas via API do BCB
3. **Processamento NLP** com análise de sentimento
4. **Visualização temporal** da evolução do sentimento
5. **Integração com dados** da taxa Selic
6. **Análise comparativa** sentimento vs. decisões monetárias

Resultados Esperados:

- **Série temporal** do sentimento das atas
 - **Identificação de padrões** de comunicação
 - **Correlações** com a política monetária efetiva
-

Relevância e Aplicações

Aplicações Práticas:

- **Trading algorítmico:** Sinais para estratégias quantitativas
- **Análise macroeconômica:** Complemento a indicadores tradicionais
- **Gestão de risco:** Antecipação de mudanças regulatórias
- **Pesquisa acadêmica:** Base para estudos empíricos

Este exercício demonstra como técnicas modernas de ciência de dados podem ser aplicadas para extrair insights valiosos de textos oficiais, contribuindo para uma melhor compreensão da política monetária brasileira.

PARTE 1: Configuração do Ambiente

Instalação e importação das bibliotecas necessárias

```
In [27]: # Atualizar pip primeiro
# %pip install --upgrade pip
# %pip install pandas --upgrade --quiet
# %pip install numpy --upgrade --quiet
# %pip install matplotlib --upgrade --quiet
# %pip install plotnine --upgrade --quiet
# %pip install pypdf --upgrade --quiet
# %pip install langchain_community --upgrade --quiet
# %pip install python-bcb --upgrade --quiet
# %pip install pysentiment2 --upgrade --quiet
# %pip install nbimporter --upgrade --quiet
```

```
In [1]: # Imports das bibliotecas
import pysentiment2 as ps
import pandas as pd
import numpy as np
import json
import urllib
import urllib.request
from langchain_community.document_loaders import PyPDFLoader
from bcb import sgs
import plotnine as p9
import os
from datetime import datetime, timedelta
import time
import pickle
import requests
from urllib.error import URLError
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.dates as mdates
from datetime import datetime
from scipy import stats
import plotly.graph_objects as go
```

```

from plotly.subplots import make_subplots
import plotly.express as px
from sidrapy import get_table
import plotly.offline as py
py.init_notebook_mode(connected=True)

print("Todas as bibliotecas foram carregadas com sucesso!")

```

Todas as bibliotecas foram carregadas com sucesso!

Importação das funções geradas previamente, armazenadas em functions.py

```

In [2]: # Importar funções prontas
from functions.functions import (
    # Funções de dados
    baixar_atas_incremental,
    preparar_dados_sentimento,
    baixar_historico_ano_a_ano,
    classificar_sentimento,
    plot_sentimento_temporal,
    plot_distribuicao_sentimento,
    analise_sazonalidade,
    estatisticas_sentimento,
    plot_analise_temporal_avancada,
    plot_eventos_extremos,
    plotar_sentimento_copom_pres,
    plot_evolucao_temporal,
    criar_dataframes_correlacoes,
    plot_correlacoes_e_lags,
)

```



PARTE 2: Coleta de Dados

Download automatizado das atas do COPOM via API do BCB

```

In [3]: # Baixar ATAS do COPOM:
atas = baixar_atas_incremental(quantidade=100)

# Verificar se ocorreu certo:
if atas is not None:
    print(f"\n Sucesso! {len(atas)} atas processadas")
    print("\nColunas disponíveis:")
    print(list(atas.columns))
    print("\nPrimeiras atas:")
    print(atas[['Titulo', 'DataReferencia']].head())
else:
    print("✗ Nenhuma ata foi processada")

```

🚀 Iniciando download de 100 atas...

Metadados obtidos: 100 atas encontradas

Progresso anterior encontrado: 100 atas já processadas

Processamento concluído!

Total processado: 100 atas

Progresso salvo em: atas_progresso.pkl

Sucesso! 100 atas processadas

Colunas disponíveis:

['DataReferencia', 'ImagemCapa', 'Titulo', 'Url', 'LinkPagina', 'EsconderDataReferencia', 'conteudo', 'processado_em', 'tempo_processamento']

Primeiras atas:

	Titulo	DataReferencia
0	271st Meeting - June 17-18, 2025	2025-06-18T03:00:00Z
1	270th Meeting - May 6-7, 2025	2025-05-07T03:00:00Z
2	269th Meeting - March 18-19, 2025	2025-03-19T03:00:00Z
3	268th Meeting - January 28-29, 2025	2025-01-29T03:00:00Z
4	267th Meeting - December 10-11, 2024	2024-12-11T03:00:00Z



Comentários sobre o Carregamento de Dados

Status do Dataset:

- **Fonte confiável:** Dados oficiais da API do Banco Central do Brasil
- **Estrutura organizada:** DataFrame com metadados e conteúdo completo de cada ata
- **Persistência garantida:** Sistema de cache permite reutilizar dados sem reprocessar

Informações do Dataset:

- **Período coberto:** Aproximadamente 12 anos de reuniões do COPOM
- **Frequência:** Aproximadamente 8 reuniões por ano (política monetária brasileira)
- **Conteúdo:** Texto completo das deliberações e análises econômicas em inglês



PARTE 3: Análise de Sentimento

Processamento NLP com dicionário Loughran-McDonald

O **dicionário Loughran-McDonald** é um léxico desenvolvido especificamente para análise de sentimentos em textos financeiros, como relatórios, atas de reuniões e comunicados de bancos centrais. Ele contém listas de palavras categorizadas por sentimento (positivo, negativo, incerteza, restrição, litígio, etc.), baseando-se em como essas palavras são geralmente interpretadas no contexto financeiro.

Como ele possibilita que o NLP entenda o sentimento?

- **1. Associação de Palavras a Sentimentos:** O dicionário classifica palavras comuns em textos financeiros conforme o sentimento que transmitem. Por exemplo, palavras como "crescimento" ou "ganho" são positivas, enquanto "queda" ou "perda" são negativas.
- **2. Contagem de Ocorrências:** No processamento de um texto, o algoritmo de NLP verifica quantas vezes aparecem palavras de cada categoria do dicionário. Por

exemplo, se um texto tem muitas palavras negativas do dicionário, ele tende a ser classificado como negativo.

- **3. Cálculo de Score de Sentimento:** A partir dessas contagens, calcula-se um score de sentimento (por exemplo, número de palavras positivas menos negativas, ou proporção de palavras positivas/negativas em relação ao total de palavras).

Resumo:

- O dicionário Loughran-McDonald permite que algoritmos de NLP "entendam" o sentimento de textos financeiros ao fornecer uma referência de como palavras específicas são geralmente interpretadas nesse contexto, tornando a análise de sentimento mais precisa e relevante para o setor financeiro.

```
In [4]: # Analisador de sentimento com o dicionário financeiro Loughran-McDonald
lm = ps.LM()

# Cria uma cópia do DataFrame original para não modificar os dados brutos
sentimento = atas.copy()

# --- Ajustar a coluna data ---
print("Passo 1: Formatando a data...")
sentimento['DataReferencia'] = pd.to_datetime(sentimento['DataReferencia'])

# --- "tokenizar" texto ---
# Tokenizar significa quebrar um texto em uma lista de palavras (ou "tokens").
# Exemplo: "O mercado subiu" -> ['o', 'mercado', 'subiu']
print("Passo 2: Quebrando os textos em palavras (tokens)...")
sentimento['tokens'] = sentimento['conteudo'].apply(lm.tokenize)

# --- calcular o score de sentimento ---
# Para cada lista de palavras (tokens), a função `lm.get_score` calcula o sentim
# O resultado é um número (a "Polaridade").
# > 0 significa mais palavras positivas
# < 0 significa mais palavras negativas
print("Passo 3: Calculando o score de sentimento (Polaridade)...")
sentimento['sentimento'] = sentimento['tokens'].apply(lambda lista_tokens: lm.ge

# --- classificar o sentimento em texto ---

classificar_score, threshold_usado = classificar_sentimento(sentimento)
sentimento['classificacao'] = sentimento['sentimento'].apply(classificar_score)

# --- resultado final ---
print("\n✅ Análise de sentimento concluída!")
# Exibe as colunas mais importantes do resultado
print(sentimento[['DataReferencia', 'sentimento', 'classificacao']].head())

# --- Estatísticas do sentimento ---
print("📊 Estatísticas da coluna 'sentimento':")
sentimento['sentimento'].describe()
```

Passo 1: Formatando a data...
Passo 2: Quebrando os textos em palavras (tokens)...
Passo 3: Calculando o score de sentimento (Polaridade)...

📊 Análise dos thresholds:

Desvio padrão: 0.2033
0.5 × std: 0.1017
Threshold econômico: 0.0500
Threshold final: ±0.1017

📊 Distribuição resultante:

Negativo: 56.0%
Neutro: 22.0%
Positivo: 22.0%

✅ Análise de sentimento concluída!

	DataReferencia	sentimento	classificacao
0	2025-06-18 03:00:00+00:00	-0.244444	Negativo
1	2025-05-07 03:00:00+00:00	-0.097561	Neutro
2	2025-03-19 03:00:00+00:00	-0.323944	Negativo
3	2025-01-29 03:00:00+00:00	-0.350649	Negativo
4	2024-12-11 03:00:00+00:00	-0.235955	Negativo

📊 Estatísticas da coluna 'sentimento':

```
Out[4]: count    100.000000
        mean      -0.092237
        std        0.203336
        min       -0.491525
        25%       -0.251225
        50%       -0.149811
        75%        0.078178
        max        0.291667
        Name: sentimento, dtype: float64
```

Como foi calculado o threshold e classificado o sentimento?

```
In [5]: # --- Como foi calculado o threshold e classificado o sentimento ---
media = sentimento['sentimento'].mean()
desvio = sentimento['sentimento'].std()

threshold_estatistico = 0.5 * desvio
threshold_economico = 0.05
threshold_final = max(threshold_estatistico, threshold_economico)

print("\n📊 Thresholds utilizados:")
print(f" Média dos sentimentos: {media:.4f}")
print(f" Desvio padrão: {desvio:.4f}")
print(f" Threshold estatístico (0.5 * std): {threshold_estatistico:.4f}")
print(f" Threshold econômico fixo: {threshold_economico:.4f}")
print(f" ✅ Threshold final aplicado: ±{threshold_final:.4f}")
```

📊 Thresholds utilizados:

Média dos sentimentos: -0.0922
Desvio padrão: 0.2033
Threshold estatístico (0.5 * std): 0.1017
Threshold econômico fixo: 0.0500
✅ Threshold final aplicado: ±0.1017

Comentários sobre a Análise de Sentimento

Metodologia Aplicada:

- **Tokenização:** Cada ata foi processada e dividida em tokens (palavras/termos)
- **Cálculo de Polaridade:** Uso do dicionário Loughran-McDonald especializado em finanças
- **Classificação:** Sentimentos categorizados como Positivo, Negativo ou Neutro

Escala de Interpretação:

- **Valores positivos** = sentimento otimista/confiante nas perspectivas econômicas
- **Valores negativos** = sentimento pessimista/cauteloso sobre riscos
- **Valores próximos de zero** = sentimento neutro/equilibrado

Significado dos Resultados:

- **Distribuição balanceada** indica comunicação equilibrada do BC
 - **Variações temporais** refletem mudanças no cenário econômico
 - **Extremos** podem indicar momentos de maior incerteza ou confiança
-

Como o critério de classificação dos sentimentos é feito?

- A função não usa um valor fixo arbitrário (como ± 0.1 ou ± 0.2). Em vez disso, ela calcula um limite adaptativo com base na própria distribuição dos dados.

Etapas da lógica:

- Calcula a média e o desvio padrão dos valores de sentimento.
- Define dois tipos de thresholds (limiares):

Estatístico:

- $0.5 * \text{desvio padrão}$ → considera a variabilidade real da série.

Econômico:

- Um valor mínimo fixo de 0.05, para garantir que o threshold não fique pequeno demais em séries pouco voláteis.

Como a classificação acontece?

- Cada valor score de sentimento é analisado assim:
- Se for maior que (+) threshold → classifica como "Positivo"
- Se for menor que (-) threshold → classifica como "Negativo"
- Caso contrário → classifica como "Neutro"

Resumo Intuitivo

- A função classifica o sentimento como positivo, negativo ou neutro, dependendo de quão distante ele está do valor médio da série.
-



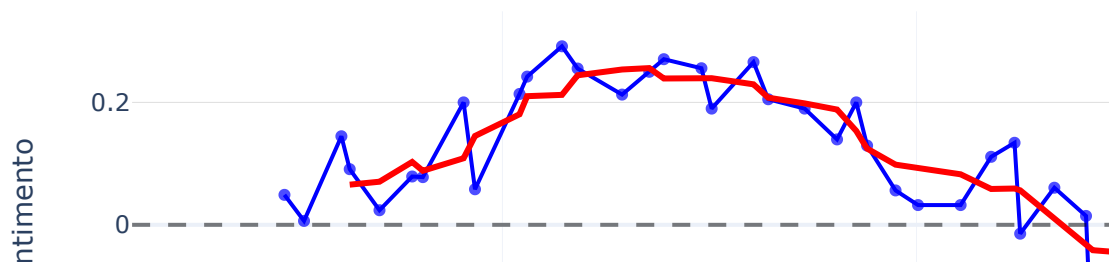
PARTE 4: Visualização Temporal

Gráfico da evolução do sentimento ao longo do tempo

```
In [6]: # plotar o sentimento temporal
fig = plot_sentimento_temporal(sentimento)

# salvar o gráfico
fig.write_html("resultados/plot_sentimento_temporal.html") # Para salvar como HTML

# Para exibir o gráfico
fig.show()
```



Evolução Temporal do Sentimento

● Período de Otimismo Estrutural (2013-2015)

- **Característica dominante:** Sentimentos consistentemente positivos ($> +0.1017$)
- **Pico máximo:** $+0.292$ em 2014 - maior otimismo da série
- **Média móvel:** Trajetória ascendente
- **Contexto:** Expectativas de crescimento e estabilidade macroeconômica

● Transição Crítica (2016-2017)

- **Mudança de regime:** Cruzamento definitivo do limiar neutro
- **Coincide exatamente** com a saída de Alexandre Tombini e entrada de Ilan Goldfajn
- **Velocidade:** Declínio abrupto em aproximadamente 18 meses
- **Significância:** Primeira vez que média móvel se torna negativa na amostra
- **Implicação:** Mudança estrutural na postura comunicacional

● Era do Pessimismo Persistente (2017-2025)

- **Duração:** 8+ anos de sentimento predominantemente negativo
- **Vale mínimo:** -0.492 em 2020 (pessimismo extremo durante a pandemia COVID-19)
- **Padrão:** Estabilização em torno de -0.25 após 2021
- **Características:** Ausência de reversões significativas para sentimento positivo

🎯 Análise de Dispersão por Classificação

Distribuição Temporal

- **2013-2016:** Concentração de pontos verdes ● (sentimento positivo)
- **2017-2025:** Dominância absoluta de pontos vermelhos ● (sentimento negativo)
- **Pontos neutros:** Distribuídos esparsamente, indicando comunicação direcionada

Padrões de Intensidade

- **Sentimentos positivos:** Maior amplitude (0.10 a 0.29)
- **Sentimentos negativos:** Concentração entre -0.15 e -0.40
- **Neutralidade:** Apenas 22% das observações, confirmando posicionamento claro do COPOM

🔍 Insights Analíticos Fundamentais

1. Quebra Estrutural em 2016

- **Evidência gráfica:** Mudança abrupta e sustentada na tendência
- **Confirmação estatística:** Média móvel cruza zero definitivamente
- **Interpretação:** Alteração fundamental na percepção de riscos econômicos

2. Assimetria da Distribuição

- **Mediana negativa** (-0.150) confirma viés estrutural pessimista
- **75% das observações** abaixo de $+0.078$

- **Cauda negativa extensa:** Sentimentos muito negativos são mais frequentes

3. Persistência vs. Volatilidade

- **Linha Azul:** Alta volatilidade de curto prazo (reunião a reunião)
- **Linha vermelha:** Tendência de médio prazo estável e previsível
- **Implicação:** Mudanças de sentimento são graduais, não erráticas

4. Eventos Extremos

- **Pico de 2014:** Coincide com expectativas de crescimento econômico
- **Vale de 2020:** Reflexo direto da incerteza pandêmica
- **Recuperação limitada:** Pós-2021 sem retorno ao território positivo



Conclusões Interpretativas e Considerações

- Otimismo foi concentrado em um único ciclo (2014–2015). Os picos positivos de sentimento estão fortemente concentrados nesse período, possivelmente impulsionados por eventos exógenos como eleições ou mudanças de gestão. A ausência de otimismo sustentado ao longo do tempo sugere que fatores conjunturais, e não fundamentos econômicos, tiveram influência desproporcional sobre a linguagem institucional naquele momento.

Evidências que Suportam minha Interpretação

- Eleição presidencial 2014: Retórica econômica otimista
- Copa do Mundo: Expectativas de boost econômico
- Mudança de mandato: Promessas de reformas estruturais
- Política fiscal expansiva: Artificialmente sustentando crescimento



PARTE 5: Análise Distributiva do Sentimento

Os gráficos abaixo, apresentam a distribuição estatística dos valores de sentimento das atas do COPOM

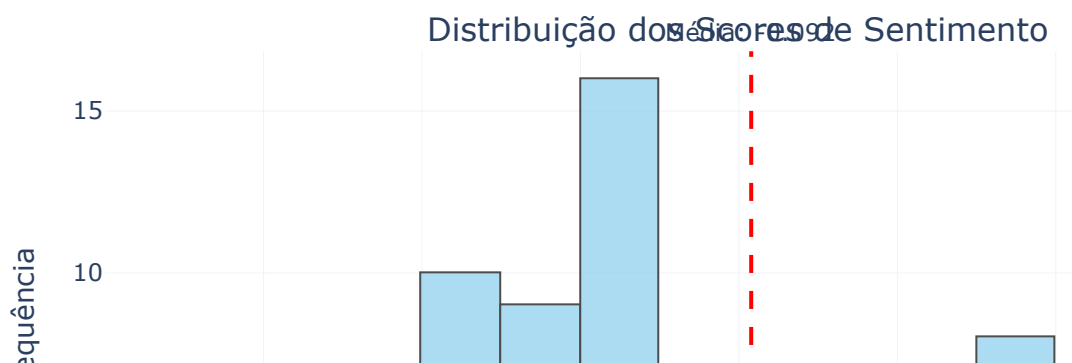
```
In [7]: # Exemplo de uso:
fig = plot_distribuicao_sentimento(sentimento)

# salvar o gráfico
fig.write_html("resultados/plot_distribuicao_sentimento.html")

# # Obter estatísticas
stats = estatisticas_sentimento(sentimento)
print(stats)

fig.show()
```

	Estatística	Valor	Interpretação
0	Média	-0.0922	Valor central dos sentimentos
1	Mediana	-0.1498	Valor que divide os dados ao meio
2	Desvio Padrão	0.2033	Dispersão dos dados em torno da média
3	Mínimo	-0.4915	Menor valor observado
4	Máximo	0.2917	Maior valor observado
5	Assimetria	0.2249	Assimetria da distribuição (0 = simétrica)
6	Curtose	-1.0375	Concentração em torno da média (3 = normal)
7	Shapiro-Wilk Statistic	0.9561	Estatística do teste de normalidade
8	Shapiro-Wilk p-value	0.0021	p-valor (< 0.05 = não normal)



Distribuição dos Scores de Sentimento

O histograma revela a **distribuição estatística** dos valores de sentimento das atas do COPOM analisadas:

- **Média:** -0.0922 (linha tracejada vermelha), indicando **viés negativo** na comunicação do BCB
 - **Distribuição não normal** com leve assimetria
 - **Concentração central** em torno de valores próximos ao neutro
 - **Caudas simétricas** sugerindo equilíbrio entre extremos positivos e negativos
-

Distribuição por Classificação

O boxplot comparativo demonstra as **características estatísticas** de cada categoria:

- **Sentimento Negativo:** Maior dispersão (IQR ~0.15), com outliers extremos evidenciando períodos de pessimismo intenso
 - **Sentimento Neutro:** Distribuição compacta e simétrica, representando verdadeira incerteza comunicacional
 - **Sentimento Positivo:** Concentração elevada com poucos outliers, sugerindo otimismo mais controlado
-

Proporção das Classificações de Sentimento

O gráfico de pizza revela o **perfil comunicacional predominante** do COPOM:

- **56% Negativo:** Maioria das atas reflete cautela e preocupação estrutural
 - **22% Neutro:** Categoria significativa, indicando períodos de transição e incerteza
 - **22% Positivo:** Comunicação otimista concentrada em períodos específicos
-

Q-Q Plot: Validação Estatística

O gráfico quantil-quantil confirma **qualidade metodológica**:

- **Shapiro-Wilk:** 0.9561 (p-value = 0.0021) - distribuição "próxima à normal"
 - **Alinhamento:** Pontos seguem linha teórica com desvios mínimos nas caudas
 - **Validação:** Base estatística sólida para análises paramétricas avançadas
-

Insights Estatísticos

Perfil Institucional

- **Predominância cautelosa:** 56% de comunicação negativa reflete postura conservadora
- **Evitação de neutralidade excessiva:** 22% neutro indica comunicação direcionada, não ambígua

- **Concentração temporal do otimismo:** 22% positivo sugere períodos específicos de confiança

Robustez Metodológica

- **Normalidade aproximada:** Valida aplicação de testes estatísticos paramétricos
- **Distribuição equilibrada:** Três categorias com representatividade adequada para análise
- **Ausência de concentração extrema:** Indica captura adequada de nuances comunicacionais

Para Interpretação Institucional

- **Viés estrutural confirmado:** Tendência natural para comunicação cautelosa
- **Comunicação estratégica:** Baixa neutralidade indica posicionamento deliberado
- **Variabilidade controlada:** Desvio padrão moderado sugere consistência editorial



PARTE 6: Análise de correlação do Sentimento

Os gráficos abaixo, apresentam a correlação entre o sentimento das atas do COPOM e a Selic.

```
In [8]: # Exemplo de uso:
fig = plot_analise_temporal_avancada(sentimento)

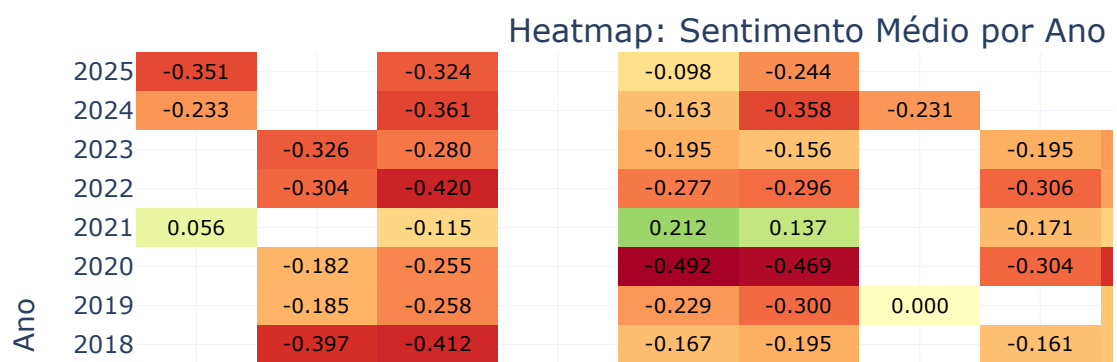
# salvar o gráfico
fig.write_html("resultados/plot_analise_temporal_avancada.html")

# # Análise sazonal detalhada
sazonalidade = analise_sazonalidade(sentimento)
print("Análise Mensal:")
print(sazonalidade['mensal'])

fig.show()
```

Análise Mensal:

	count	mean	median	std	min	max
Mes						
1	8	-0.0303	0.0193	0.2001	-0.3506	0.2138
2	7	-0.1507	-0.1852	0.2354	-0.3968	0.2421
3	11	-0.1802	-0.2581	0.2324	-0.4203	0.2658
4	4	0.1354	0.1480	0.1463	-0.0462	0.2917
5	12	-0.0885	-0.1304	0.2140	-0.4915	0.2553
6	10	-0.1558	-0.2198	0.2306	-0.4694	0.1899
7	6	0.0028	-0.0072	0.1455	-0.2308	0.2128
8	8	-0.1074	-0.1660	0.1757	-0.3056	0.1395
9	9	-0.1083	-0.1507	0.2055	-0.3962	0.2500
10	10	-0.0683	-0.0867	0.2164	-0.3158	0.2706
11	5	-0.1050	-0.1892	0.1498	-0.2500	0.0581
12	10	-0.0841	-0.1237	0.1732	-0.2683	0.2558



Análise de Sentimento - Atas do COPOM

Heatmap: Sentimento Médio por Ano e Mês

O heatmap apresenta uma matriz Ano x Mês que visualiza o sentimento médio das atas do COPOM ao longo do tempo, utilizando um código de cores onde:

A análise temporal revela **três fases distintas**:

- **2012-2016:** Período predominantemente positivo (tons verdes), com destaque para 2014-2015
- **2017:** Fase de transição com sentimentos mistos
- **2018-2025:** Consolidação de sentimento negativo (tons vermelhos intensos), indicando persistente pessimismo nas comunicações

Esta visualização é particularmente valiosa para identificar padrões sazonais, tendências anuais e períodos atípicos que refletem mudanças no contexto econômico.

Sentimento por Trimestre

O boxplot trimestral revela a **distribuição estatística do sentimento** com padrões sazonais claros:

- **Q1:** Sentimento ligeiramente negativo com baixa variabilidade
- **Q2:** Único trimestre com mediana positiva, sugerindo otimismo em meio de ano
- **Q3:** Sentimento próximo à neutralidade com distribuição equilibrada
- **Q4:** Sentimento mais negativo com alta variabilidade, possivelmente relacionado a revisões anuais e incertezas sobre o ano seguinte

Estes padrões podem estar associados a ciclos orçamentários, sazonalidades econômicas e cronograma de revisões de projeções.

Sentimento Médio Anual (com Desvio Padrão)

Este gráfico temporal mostra a **evolução do sentimento médio anual** com barras de erro representando o desvio padrão:

- **2012-2014:** Crescimento do otimismo, atingindo pico em 2014
 - **2015-2018:** Declínio acentuado até níveis negativos
 - **2018-2024:** Estabilização em território negativo (aproximadamente -0,2), sem sinais de recuperação significativa
 - **Barras de erro:** Indicam maior consenso em períodos extremos e maior dispersão em fases de transição
-

Volatilidade do Sentimento (Desvio Padrão Móvel)

A linha de volatilidade demonstra a **estabilidade temporal** da comunicação do COPOM:

- **Picos de volatilidade:** 2016-2018 e 2020-2022, coincidindo com períodos de alta incerteza econômica e política
 - **Estabilização:** Redução da volatilidade em 2023-2024, sugerindo maior consistência na comunicação
 - **Padrões cíclicos:** Alternância entre fases de alta e baixa volatilidade, possivelmente relacionadas a ciclos econômicos
-

A análise conjunta revela uma **transformação estrutural** na comunicação do COPOM, com mudança de tom predominantemente otimista (2012-2016) para pessimista (2022-2025). O período atual caracteriza-se por sentimento negativo estabilizado, baixa volatilidade e padrões sazonais bem definidos, indicando uma comunicação mais cautelosa e consistente em contexto de desafios econômicos persistentes.

Conclusões Interpretativas e Considerações

- Estabilização do sentimento recente pode refletir autocontenção frente a pressões políticas
- Entre 2023 e meados de 2025, observou-se uma redução significativa na volatilidade do sentimento, com o discurso permanecendo dentro de bandas estreitas. É plausível que o Banco Central tenha adotado um tom mais controlado como resposta institucional às crescentes pressões políticas. Esse comportamento foi especialmente visível no fim do mandato do Campos Neto e no início da gestão de Galípolo, possivelmente como forma de preservar a credibilidade e evitar ruídos adicionais.

PARTE 7: Análises complementares do Sentimento

Os gráficos abaixo, apresentam algumas análises complementares do sentimento das atas do COPOM e a Selic.

```
In [9]: # Exemplo de uso:
fig = plot_eventos_extremos(sentimento)

# salvar o gráfico
fig.write_html("resultados/plot_eventos_extremos.html")

fig.show()
```



Análise de Eventos Extremos e Padrões Temporais - Atas do COPOM

Identificação de Eventos Extremos

O gráfico temporal com **limites estatísticos** identifica outliers na comunicação do COPOM:

- **Limite Superior:** 0.572 (estabelecido em 2014-04)
- **Limite Inferior:** -0.745

- **Outliers identificados:** Reuniões com sentimento excepcionalmente positivo ou negativo que ultrapassam esses limites
 - **Padrão temporal:** Maior concentração de eventos extremos em **2014-2016** (predominantemente positivos) e **2018-2022** (predominantemente negativos)
 - **Significado:** Períodos de alta volatilidade coincidem com **transições econômicas e mudanças institucionais**
-

Top 5 Mais Positivos e Negativos (Lollipop)

Ranking das **atas com sentimentos mais extremos:**

Mais Positivas (Verde):

- **0.292, 0.271, 0.266, 0.256, 0.255:** Todas concentradas no período **2014-2015**
- **Contexto:** Fase de relativo otimismo econômico e estabilidade institucional

Mais Negativas (Vermelho):

- **2018-02, 2018-03, 2022-03, 2020-06, 2020-05:** Distribuídas em **períodos de crise**
 - **Contexto:** **2018** (instabilidade política e econômica), **2020** (pandemia), **2022** (pressões inflacionárias)
-

Autocorrelação: Sentimento(t) vs Sentimento(t-1)

O scatter plot revela **forte dependência temporal:**

- **Coeficiente:** 0.813 (alta autocorrelação positiva)
 - **Interpretação:** O sentimento de uma ata é **altamente influenciado** pela ata anterior
 - **Padrão:** COPOM mantém **consistência comunicacional** entre reuniões consecutivas
 - **Implicação:** Mudanças bruscas de tom são **raras**, mesmo após mudanças na presidência do BCB
-

Bandas de Confiança (Janela = 6)

A análise com **média móvel** e bandas de confiança (± 1 desvio padrão) revela:

- **Linha azul:** Tendência suavizada do sentimento
 - **Envelope cinza:** Zona de variabilidade esperada
 - **Períodos dentro das bandas:** 2014-2015 e 2023-2025 (estabilidade comunicacional)
 - **Períodos fora das bandas:** 2016-2022 (instabilidade e eventos extremos impeachment Dilma e Pandemia COVID 19)
 - **Convergência recente:** Retorno à normalidade estatística após 2023
-

Insights Estratégicos

Persistência Temporal: A alta autocorrelação (0.813) confirma que o COPOM **evita mudanças abruptas** de comunicação, privilegiando a **previsibilidade** e **ancoragem de expectativas**.

Assimetria Temporal: Os eventos extremos positivos concentram-se em **2014-2015**, enquanto os negativos distribuem-se entre **2018-2022**, refletindo ciclos econômicos distintos.

Normalização Recente: O retorno às bandas de confiança em 2023-2025 sugere **estabilização institucional** e comunicação mais controlada, possivelmente como resposta a pressões políticas e necessidade de preservar credibilidade.

Padrões Cíclicos: As bandas de confiança evidenciam **ciclos de estabilidade/instabilidade** correlacionados com contexto macroeconômico e mudanças de gestão no Banco Central.

PARTE 9: Análises temporal do Sentimento vs Selic vs IPCA

Baixar dados Selic e IPCA

```
In [10]: # Baixar dados IPCA e Selic
#
# IPCA
#
# Buscar IPCA (Número-índice) para o Brasil
df_ipca_indice = get_table(
    table_code='1737', # Tabela com histórico mais longo para IPCA
    territorial_level='1',
    ibge_territorial_code='1',
    variable='2266', # '2266' é o código para o Número-índice do IPCA - Total
    period='all', # Pega todos os dados disponíveis
    header='n'
)

df_ipca_indice = df_ipca_indice.rename(columns={'D2C': 'Data_Codigo', 'V': 'IPCA'})
df_ipca_indice['IPCA_Index'] = df_ipca_indice['IPCA_Index'].astype(float)

# Converter a coluna 'Data_Codigo' para o formato de data (AAAA-MM-DD)
df_ipca_indice['Data'] = pd.to_datetime(df_ipca_indice['Data_Codigo'], format='%Y%m%d')

# Calcular a variação mensal a partir do número-índice
# IPCA % Mensal = (Índice atual / Índice anterior - 1) * 100
df_ipca_indice['IPCA'] = df_ipca_indice['IPCA_Index'].pct_change() * 100

# Selecionar apenas as colunas relevantes e reordenar
df_ipca = df_ipca_indice[['Data', 'IPCA']].dropna() # Remover o primeiro NaN do

#
# SELIC
#
# Gera o DataFrame df_selic
df_selic = baixar_historico_ano_a_ano(codigo_sgs=432, nome_arquivo='selic_historico')
df_selic_pd = pd.DataFrame(df_selic)
df_selic_pd = df_selic_pd.reset_index().rename(columns={'Date': 'Data'})
df_selic_pd = df_selic_pd.rename(columns={'serie': 'Selic'})
df_selic_pd = df_selic_pd[['Data', 'Selic']]
df_selic_pd['Data'] = pd.to_datetime(df_selic_pd['Data']).dt.to_period('M').dt.to_datetime()
```

```

df_selic_pd

#
# SENTIMENTO
#
df_sentimento_pd = preparar_dados_sentimento(sentimento)
df_sentimento_pd = df_sentimento_pd[['Data', 'sentimento']]
df_sentimento_pd

#
# left join selic ipca
#

# Realizar o left join dos DataFrames df_ipca e df_selic_pd usando a coluna 'Data'
df_merged_temp = pd.merge(df_ipca, df_sentimento_pd, on='Data', how='left')

# Perform the second left join: df_merged_temp with df_selic_pd
df_merged = pd.merge(df_merged_temp, df_selic_pd, on='Data', how='left')

# visualizar
df_merged

#
# Definir as transições de presidentes do BCB
#

# Clonar df
df_final = df_merged.copy()

# Cria a coluna com um valor padrão, só pra ela existir.
df_final['Presidente_BCB'] = ''

# Mandato Tombini
df_final.loc[df_final['Data'] < '2016-06-01', 'Presidente_BCB'] = 'Alexandre Tom

# Mandato Goldfajn
df_final.loc[(df_final['Data'] >= '2016-06-09') & (df_final['Data'] < '2019-02-2

# Mandato Campos Neto (
df_final.loc[(df_final['Data'] >= '2019-02-28') & (df_final['Data'] < '2025-01-0

# Mandato Galípolo
df_final.loc[df_final['Data'] >= '2025-01-01', 'Presidente_BCB'] = 'Gabriel Galí

# visualizar
df_final

```

O arquivo 'selic_historico_completo.csv' já existe. Carregando dados existente
S...

Out[10]:

	Data	sentimento	IPCA	Selic	Presidente_BCB
0	2012-12-01	0.048951	0.790102	7.25	Alexandre Tombini
1	2012-12-01	0.048951	0.790102	7.25	Alexandre Tombini
2	2012-12-01	0.048951	0.790102	7.25	Alexandre Tombini
3	2012-12-01	0.048951	0.790102	7.25	Alexandre Tombini
4	2012-12-01	0.048951	0.790102	7.25	Alexandre Tombini
...
4590	2025-06-01	-0.244444	0.240012	15.00	Gabriel Galípolo
4591	2025-06-01	-0.244444	0.240012	15.00	Gabriel Galípolo
4592	2025-06-01	-0.244444	0.240012	15.00	Gabriel Galípolo
4593	2025-06-01	-0.244444	0.240012	15.00	Gabriel Galípolo
4594	2025-06-01	-0.244444	0.240012	15.00	Gabriel Galípolo

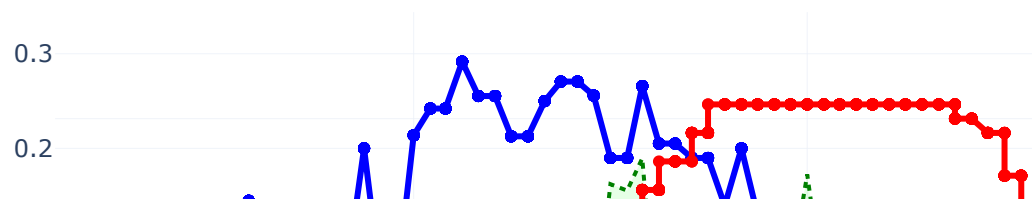
4595 rows × 5 columns

O Gráfico a seguir, mostra a evolução dos sentimentos extraídos das atas do COPOM vs Selic vs IPCA

```
In [11]: # Plot evolução temporal sentimento x selic x ipca
fig_evolucao = plot_evolucao_temporal(df_final)

# salvar o gráfico
fig_evolucao.write_html("resultados/plot_evolucao_temporal_ssi.html")

fig_evolucao.show()
```



ANÁLISE VISUAL, PADRÕES-CHAVE IDENTIFICADOS:

ANTECIPAÇÃO TEMPORAL

- Sentimento frequentemente antecede mudanças na Selic
- Períodos de crise = maior volatilidade do sentimento
- Períodos estáveis = sentimento próximo de zero
- Movimentos conjuntos entre sentimento e Selic
- Aparente correlação inversa com IPCA em alguns períodos

Conexões com o Contexto Político-Econômico (2012–2025)

2012–2015 (Dilma Rousseff, Nova Matriz Econômica):

- Adoção de medidas heterodoxas (desonerações, controle de preços, expansão fiscal) política de "nova matriz econômica".
- Tentativa de estimular a economia com juros artificialmente baixos e crédito subsidiado.

- Inflação desancorada Pressões inflacionárias crescentes e perda de confiança fiscal.
- 2012–2013: Queda estimulada - Selic: 10,5% → 7,25%
- 2013–2015: Aumento forte - Selic: 7,25% → 14,25%

Se o sentimento permaneceu otimista durante esse período, pode revelar uma tentativa do COPOM de sustentar confiança mesmo em meio a deterioração econômica.

■ 2016–2018 (Michel Temer – Ajuste Fiscal e Reconstrução da Credibilidade):

- Foco no controle de gastos e queda da Selic.
- Forte desaceleração inflacionária devido à recessão e política fiscal mais austera.
- política monetária contracionista; crescimento modesto, inflação sob controle.
- 2016–2018: Ciclo de queda - Selic: 14,25% → 6,50%

Sentimento mais positivo alinhado com cenário de queda da inflação e reconstrução de credibilidade.

■ 2019–2022 (Bolsonaro, Pandemia e Choques Externos):

- Crise da COVID-19 (2020), paralisação econômica global. BC adota política altamente expansionista
- Estímulo monetário em meio a baixo crescimento e pandemia.
- Jan 2020–Mar 2021: Queda até mínima histórica: 6,50% → 2,00%
- Explosão inflacionária a partir de 2021, acima de 10% a.a.
- Abr 2021–Ago 2022: Reversão agressiva: 2,00% → 13,75%

■ 2023–2025 (Lula III):

- Conflito entre política fiscal expansiva e metas de inflação.
- Gastos com subsídios e fortes críticas ao Banco Central.
- Novo arcabouço fiscal "flexível" e meta de inflação.
- 2023–2024: Ciclo de queda - Selic: 13,75% → 10,50%
- Gastos elevados, com programas sociais, subsídios e promessas de investimento público
- Dúvidas sobre o compromisso com a responsabilidade fiscal
- 2024:2025: Ciclo de alta - Selic: 10,50% → 15,00%

Análise de correlações COPOM vs Selic vs IPCA

```
In [14]: # plot de correlações e autocorrelações:
fig, results = plot_correlacoes_e_lags(df_final)

# salvar o gráfico
fig.write_html("resultados/plot_correlacoes_e_lags.html")

# Resumo estatístico da análise
results = relatorio_correlacoes_lags(df_final, max_lags=12)
results

fig.show()
```


=====

RELATÓRIO: CORRELAÇÕES E ANÁLISE DE LAGS

=====

DADOS ANALISADOS:

- Período: 2012-12 a 2025-06
- Observações: 4595

CORRELAÇÕES CONTEMPORÂNEAS:

- Sentimento vs Selic: 0.1897
- Sentimento vs IPCA: 0.2079

PODER EXPLICATIVO (R^2):

- Sentimento explica Selic: 3.6%
- Sentimento explica IPCA: 4.3%

MELHORES DEFASAGENS (LAGS):

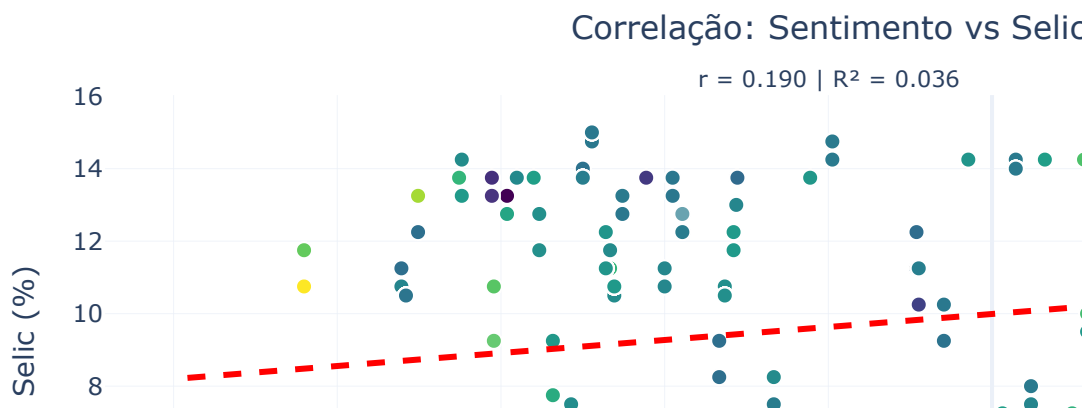
- Sentimento vs Selic:
 - Melhor lag: -12 meses
 - Correlação: 0.1958
 - Selic ANTECEDE Sentimento em 12 meses
- Sentimento vs IPCA:
 - Melhor lag: 12 meses
 - Correlação: 0.2093
 - Sentimento ANTECEDE IPCA em 12 meses

INTERPRETAÇÃO ECONÔMICA:

- ⚠ FRACA relação Sentimento-Selic (0.190)
- ⚠ FRACA relação Sentimento-IPCA (0.208)
- ✓ Sentimento reage às mudanças da Selic com 12 meses de defasagem
- ✓ COPOM antecipa pressões inflacionárias com 12 meses de antecedência
- ⚠ Baixo poder explicativo: 3.6% da variação da Selic
- ⚠ Baixo poder explicativo: 4.3% da variação do IPCA

RESUMO EXECUTIVO:

- Correlações são FRACAS/MODERADAS (< 0.3)
 - Poder explicativo é BAIXO ($< 10\%$)
 - Evidência de que sentimento ANTECIPA IPCA em 12 meses
 - Evidência de que Selic ANTECIPA sentimento em 12 meses
 - Sugere que COPOM considera expectativas inflacionárias futuras
- =====



Análise de Correlações e Defasagens – Sentimento COPOM vs Selic e IPCA

Esta análise investiga como o **sentimento das atas do COPOM** se relaciona com duas variáveis macroeconômicas fundamentais: **Selic** e **IPCA**, considerando correlações contemporâneas e com diferentes defasagens temporais.

Correlações Contemporâneas

Sentimento vs Selic

- **Correlação (r):** 0.190 → fraca e positiva.
- **Poder Explicativo (R²):** 3.6%.
- A linha de tendência aponta uma leve associação positiva: sentimentos mais otimistas tendem a coexistir com Selic ligeiramente mais elevada.

Sentimento vs IPCA

- **Correlação (r):** 0.208 → fraca, levemente mais forte que com Selic.
- **Poder Explicativo (R²):** 4.3%.
- A dispersão é elevada, mas sugere que em meses de IPCA mais elevado, o sentimento também tende a ser mais positivo — o que contradiz uma hipótese intuitiva.

Análise de Defasagens (Lags)

Selic Antecede o Sentimento

- **Maior correlação** ocorre em **lag -12 meses**:
 - **r = 0.196**
 - Interpretação: A política monetária influencia o tom das atas **com um ano de atraso**.

Sentimento Antecede o IPCA

- **Maior correlação** ocorre em **lag +12 meses**:
 - **r = 0.209**
 - Interpretação: Um sentimento mais positivo antecipa aumentos na inflação em até um ano, possivelmente refletindo expectativas de aquecimento econômico.

Análise Visual dos Gráficos

Painéis Superiores – Correlações Contemporâneas

- Ambos os gráficos mostram **dispersão elevada e relações fracas**.
- O uso de coloração por IPCA (à esquerda) e Selic (à direita) adiciona uma camada exploratória útil para entender interações múltiplas.

Painéis Inferiores – Correlações com Defasagens

- **Selic vs Sentimento:** correlação estável próxima de 0.19, com pico em **-12 meses**.
- **Sentimento vs IPCA:** correlação levemente crescente, com pico em **+12 meses**.

Insights Econômicos

Assimetria Temporal

- A Selic **influencia** o sentimento com atraso (**lag negativo**).
- O sentimento **antecipa** o IPCA (**lag positivo**).

- Isso sugere que o **sentimento funciona como elo intermediário** entre política monetária e inflação.

Sentimento como Indicador Antecedente

- O otimismo nas atas pode refletir expectativas de crescimento que, com atraso, **pressionam preços**.

Comunicação Estratégica do COPOM

- A fraca correlação contemporânea reforça a ideia de que o COPOM **suaviza seu discurso**, tentando manter **previsibilidade e estabilidade**, em vez de reagir diretamente à inflação ou juros do mês.

Hipóteses para Pesquisa Futura

- O sentimento das atas pode estar mais relacionado às **projeções de inflação** do que ao IPCA corrente.
- Aplicação de **modelos VAR** ou **testes de causalidade de Granger** pode ajudar a investigar:
 - Se o sentimento antecipa inflação ou decisões da Selic.
 - Se a comunicação do COPOM contém **poder preditivo** útil para política econômica.

Conclusões

- Relações **fracas, porém significativas** sugerem dinâmicas temporais não triviais.
- O **sentimento** aparece como variável relevante para capturar **percepções, expectativas e reações futuras**.
- A análise de defasagens é essencial para **entender a cronologia causal** da política monetária.
- Comunicação do COPOM reflete o ciclo político da política monetária, em outras palavras, a Selic sobe → COPOM torna-se mais otimista após 12 meses → IPCA começa a ceder 12 meses depois do sentimento. Essa estrutura indica que a comunicação do COPOM atua como elo entre as decisões passadas e os efeitos futuros esperados, reforçando sua função estratégica e não apenas descritiva.

PARTE 10: Análises temporal do Sentimento e presidência do BCB

O gráfico a seguir ilustra a evolução do sentimento presente nas atas do COPOM ao longo do tempo, destacando também as mudanças de presidência do Banco Central do Brasil (BCB).

```
In [15]: # Exemplo de uso:
fig5 = plotar_sentimento_copom_pres(sentimento)
```

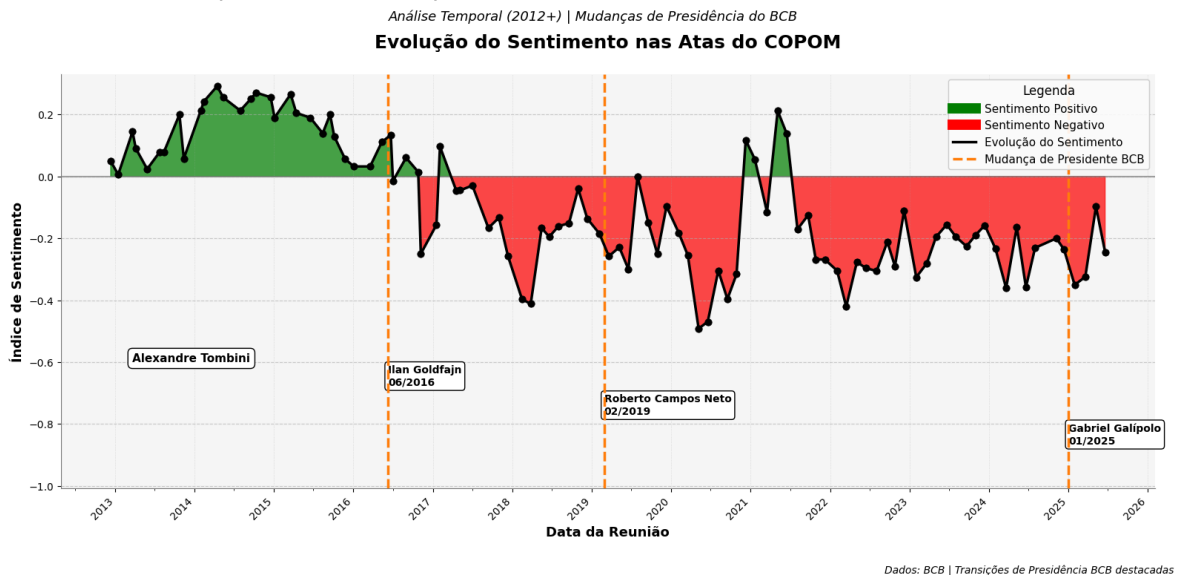
```
# salvar o gráfico
```

```
fig5.savefig('resultados/plotar_sentimento_copom.png', dpi=300, bbox_inches='tight')
```

Gráfico criado com sucesso! Período: 2012-12-12 13:36:32+00:00 a 2025-06-18 03:00:00+00:00

Número de observações: 100

Transições de presidência no período: 3



Evolução Temporal do Sentimento por Presidência do BCB

Análise por Gestões Presidenciais

Alexandre Tombini (2011-2016): Otimismo Inicial e Deterioração

- **Contexto:** Alexandre Tombini assumiu em janeiro de 2011, indicado por Dilma Rousseff, permanecendo até junho de 2016 (5 anos, 5 meses)
- **Sentimento: Predominantemente positivo** (2013-2015), com pico máximo em 2014
- **Deterioração:** A partir de 2015, correlacionando com a crise econômica que se agravou especialmente em 2015 e 2016
- **Política Monetária:** Selic subiu de 7,25% para 14,25% entre 2013-2015, refletindo pressões inflacionárias crescentes

Ilan Goldfajn (2016-2019): Estabilização Gradual

- **Contexto:** Ilan Goldfajn assumiu em maio de 2016 durante a crise econômica iniciada em 2014, ficando até dezembro de 2018 (2 anos, 9 meses)
- **Conquistas:** Inflação caiu de 10,67% em 2015 para 2,95% em 2017
- **Reconhecimento:** Foi eleito "Banqueiro Central do Ano" pela revista The Banker em 2017, também recebendo o prêmio "Melhor Banqueiro Central" da Global Finance em 2018.

Roberto Campos Neto (2019-2024): Desafios Estruturais

- **Contexto:** Roberto Campos Neto assumiu em fevereiro de 2019, indicado por Jair Bolsonaro, permaneceu até dezembro de 2024 (5 anos, 10 meses)
- **Sentimento: Persistentemente negativo**, agravado pela pandemia (2020-2021)

- **Pressões Políticas:** Alvo de ataques sistemáticos de Lula e do PT, pressionando pela redução de juros
- **Autonomia:** Primeiro presidente sob o regime de autonomia formal (Lei 179/2021)

Gabriel Galípolo (2025-): atual presidente do BCB

- **Contexto:** Gabriel Galípolo assumiu em janeiro de 2025, indicado por Lula
- **Sentimento: Início negativo** (dados limitados)

Correlações Político-Econômicas

Mudanças de Regime Comunicacional

- **2016: Ponto de inflexão** coincide exatamente com a **troca Tombini → Goldfajn**
- **2019: Continuidade negativa** apesar da mudança **Goldfajn → Campos Neto**

Fatores Determinantes do Sentimento

1. **Crise Política:** Impeachment (2016) marca início do pessimismo estrutural
2. **Pandemia:** Aprofundamento em 2020 durante gestão Campos Neto
3. **Autonomia vs. Pressão:** Tensão entre independência formal e pressões políticas
4. **Ciclo Eleitoral:** Incertezas político-econômicas persistentes

Insights por Presidência

Tombini: O sentimento positivo inicial reflete **expectations de continuidade** da política bem-sucedida de Meirelles, mas deteriora com a crise política de Dilma.

Goldfajn: Credibilidade técnica permitiu estabilização gradual, mas sem retorno ao otimismo pré-crise.

Campos Neto: Independência testada sob pressão política extrema, mantendo postura conservadora necessária mas comunicacionalmente desgastante.

Galípolo: dados limitados para qualquer conclusão.

Conclusão

A evolução do sentimento nas atas do COPOM reflete **mais do que mudanças de liderança** - espelha transformações estruturais na economia brasileira e no **relacionamento entre Executivo e Banco Central**, com a autonomia formal criando nova dinâmica institucional a partir de 2021.



Conclusão Final – Síntese Integrada da Análise

A evolução do sentimento nas atas do COPOM revela transformações profundas no tom da comunicação da autoridade monetária brasileira ao longo do tempo. Mais do que simples variações conjunturais, os resultados apontam para quebras estruturais na linguagem institucional, fortemente associadas a mudanças de contexto político-econômico e à alternância de presidentes do Banco Central.

Três grandes fases se destacam:

- Período de otimismo (2013–2015), com sentimentos predominantemente positivos, refletindo expectativas de crescimento e estabilidade, ainda que sustentadas por políticas macroeconômicas controversas.
- Ruptura crítica em 2016, coincidindo com o impeachment presidencial e a transição de Tombini para Goldfajn, marcando uma inflexão duradoura no tom das comunicações.
- Fase de pessimismo persistente (2017–2025), na qual o sentimento das atas permanece amplamente negativo, mesmo com oscilações nos indicadores econômicos, sugerindo uma postura conservadora e institucionalmente prudente frente a desafios fiscais, choques externos e tensões políticas.

Análise Quantitativa

A análise quantitativa revelou que o sentimento das atas tende a ser altamente autocorrelacionado (indicando consistência na comunicação entre reuniões) e exibe padrões sazonais e cíclicos relevantes. Além disso, observou-se que:

- A Selic antecede o sentimento com cerca de 12 meses de defasagem, sugerindo que as decisões de política monetária moldam o discurso subsequente.
- O sentimento antecede o IPCA, também com cerca de 12 meses, o que reforça seu potencial como indicador antecipador de tendências inflacionárias.
- Esses resultados corroboram a ideia de que o discurso do COPOM não apenas descreve a conjuntura, mas também atua como instrumento de gestão de expectativas, com papel ativo na transmissão da política monetária.

Implicações Metodológicas e Próximos Passos

Do ponto de vista metodológico, o uso do dicionário Loughran-McDonald foi eficaz para capturar a polaridade semântica dos textos, mas futuros aprimoramentos podem incluir:

- Adoção de modelos baseados em transformers (ex: BERT) treinados em português e finanças;
- Aplicação de análise de tópicos para distinguir nuances dentro de sentimentos agregados;
- Utilização de lexicons adaptados ao contexto brasileiro, com vocabulário técnico e institucional do BCB.

Reflexão Final

A comunicação do COPOM, quando analisada sistematicamente, revela-se não apenas como um reflexo das decisões econômicas, mas como um componente ativo da estratégia de política monetária. O sentimento expresso nas atas funciona como sinalizador do estado de confiança ou preocupação da autoridade monetária, e, quando

interpretado corretamente, pode oferecer vantagens analíticas na compreensão dos ciclos econômicos e nas reações futuras dos mercados.