



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E SISTEMAS
CURSO ENGENHARIA DE PRODUÇÃO ELÉTRICA

Alec Massato Hashimoto

**ESTRATÉGIAS DE RELOCALIZAÇÃO E EMISSÕES DE GASES DE EFEITO
ESTUFA NA LOGÍSTICA: UMA ANÁLISE DO DISCURSO NO X/TWITTER**

Florianópolis

2026

Alec Massato Hashimoto

**ESTRATÉGIAS DE RELOCALIZAÇÃO E EMISSÕES DE GASES DE EFEITO
ESTUFA NA LOGÍSTICA: UMA ANÁLISE DO DISCURSO NO X/TWITTER**

Trabalho de Conclusão de Curso submetido ao curso de Engenharia de Produção Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal de Santa Catarina como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia Elétrica, com habilitação em Produção.

Orientadora: Profa. Gisele de Lorena Diniz Chaves, Dra.

Florianópolis

2026

Hashimoto, Alec Massato

Estratégias de Relocalização e emissão de gases de efeito estufa na logística : uma análise do discurso no X/Twitter / Alec Massato Hashimoto ; orientador, Gisele de Lorena Diniz Chaves, 2026.

76 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Graduação em Engenharia de Produção Elétrica, Florianópolis, 2026.

Inclui referências.

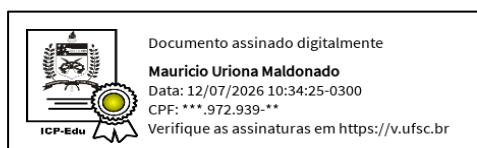
1. Engenharia de Produção Elétrica. 2. Estratégias de Relocalização. 3. Cadeia de Suprimentos. 4. Emissões de Gases de Efeito Estufa. 5. Processamento de Linguagem Natural.. I. Chaves, Gisele de Lorena Diniz. II. Universidade Federal de Santa Catarina. Graduação em Engenharia de Produção Elétrica. III. Título.

Alec Massato Hashimoto

ESTRATÉGIAS DE RELOCALIZAÇÃO E EMISSÕES DE GASES DE EFEITO ESTUFA NA LOGÍSTICA: UMA ANÁLISE DO DISCURSO NO X/TWITTER

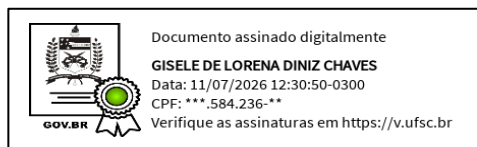
Este Trabalho de Conclusão de Curso foi julgado adequado para obtenção do título de Engenheiro Eletricista com habilitação em Engenharia de Produção e aprovado em sua forma final pelo Curso Engenharia de Produção Elétrica.

Florianópolis, 1 de julho de 2026.



Coordenação do Curso

Banca examinadora



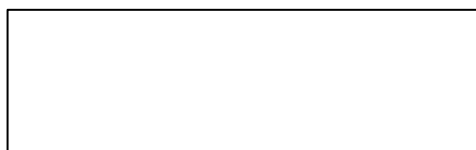
Profa. Gisele de Lorena Diniz Chaves, Dra.

Orientadora



Profa. Mônica Maria Mendes Luna, Dra.

Universidade Federal de Santa Catarina



Prof. Alexandre Borges Fagundes, Dr.

Universidade Estadual de Santa Catarina

Florianópolis, 2026.

Este trabalho é dedicado aos meus pais, cujo apoio incondicional tornou possível cada etapa desta jornada.

AGRADECIMENTOS

Dou início a este tópico agradecendo à minha professora e orientadora Dra. Gisele de Lorena Diniz Chaves por todos os ensinamentos, direcionamentos e pela disponibilidade ao longo do desenvolvimento deste trabalho. Agradeço também a todos os professores do curso de Engenharia de Produção e de Engenharia Elétrica da UFSC pelos conhecimentos transmitidos e pela dedicação à profissão.

Aos amigos que construí ao longo dessa jornada e que pude dividir o cotidiano, agradeço o companheirismo nos períodos de maior exigência e nas conquistas da graduação. Sou grato por cada conversa, conselho e cumplicidade. Vocês tornaram os dias mais leves e contribuíram, à sua maneira, para quem me tornei ao longo desse processo.

Agradeço às empresas em que tive a oportunidade de estagiar pelas experiências que me permitiram crescer pessoalmente e profissionalmente.

À minha namorada, agradeço pelo incentivo constante, pela paciência nos momentos de maior dedicação ao trabalho e estudo, e por estar presente tanto nas alegrias quanto nas dificuldades desta etapa.

Por fim, agradeço aos meus pais, Alexandre e Silvia, por tudo o que representam. Por terem me ensinado desde cedo o valor da educação e por serem o maior exemplo de comprometimento e caráter que poderia ter. Agradeço o esforço em me proporcionar as melhores condições possíveis e por acreditarem no meu potencial mesmo nos momentos em que eu mesmo duvidei. Este trabalho é, antes de tudo, dedicado a vocês. Muito obrigado.

RESUMO

A reconfiguração das cadeias globais de valor tornou-se um dos temas que ocupa posição de destaque na gestão de operações contemporânea, especialmente diante do impacto ambiental do transporte de cargas. Nesse contexto, estratégias de realocação produtiva, como *reshoring*, *nearshoring* e *friendshoring*, emergem como respostas simultâneas aos riscos de ruptura logística e aos compromissos de descarbonização, embora a articulação discursiva entre essas duas agendas ainda seja pouco investigada no contexto brasileiro. Neste cenário, o trabalho tem como objetivo analisar os padrões discursivos sobre estratégias de realocação e sua relação com as emissões de Gases de Efeito Estufa (GEE) no setor logístico, a partir de publicações coletadas na rede social X, antigo Twitter, no período de fevereiro de 2018 a dezembro de 2025. Para isso, foi construído um *corpus* textual bilíngue (em inglês e português). Essa coletânea é composta por 3.555 *tweets*, obtidos por meio da plataforma Apify a partir de um dicionário com 34 descritores temáticos. A partir dela, foi desenvolvido um fluxo de processamento em Python que integrou a identificação de palavras-chave por meio de expressões regulares, a análise de sentimento com o modelo *Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner* (VADER) e a modelagem de tópicos latentes com o algoritmo *Latent Dirichlet Allocation* (LDA). Os resultados indicam um crescimento do discurso atrelado à guerra comercial EUA-China, à pandemia de COVID-19 e à crise energética europeia. A modelagem identificou seis tópicos latentes, com destaque para a dominância da combinação entre *Reshoring* e Geopolítica Chinesa. Além disso, a análise evidenciou o tom mais otimista do tópico que articula *Reshoring* e Sustentabilidade, enquanto o discurso adquiriu um tom predominantemente negativo envolvendo o tópico que relacionou *Offshoring* com as Emissões de Carbono. A análise apontou para uma transição do discurso, que evoluiu da denúncia das consequências ambientais do *offshoring* para a consolidação de uma agenda otimista de realocação sustentável. Ao analisar o discurso espontâneo, em vez de recorrer à busca bibliográfica tradicional, a pesquisa se propõe a captar o discurso do público geral sobre a articulação dos dois temas, trazendo uma visão da sociedade engajada. Esta análise, pode complementar a discussão acadêmica disponível na literatura, a partir da visão de um público mais abrangente.

Palavras-chave: Estratégias de Relocalização; Cadeia de Suprimentos; Emissões de Gases de Efeito Estufa; Modelagem de Tópicos Latentes; Análise de Sentimento; Processamento de Linguagem Natural.

ABSTRACT

The reconfiguration of global value chains has become one of the most prominent themes in contemporary operations management, particularly given the environmental impact of freight transport. In this context, productive relocation strategies — reshoring, nearshoring, and friendshoring — have emerged as simultaneous responses to logistical disruption risks and decarbonisation commitments, even though the discursive articulation between these two agendas remains underexplored in the Brazilian academic context. Against this backdrop, this study aims to analyse discursive patterns surrounding productive relocation strategies and their relationship with Greenhouse Gas (GHG) emissions in the logistics sector, drawing on publications collected from the social network X (formerly Twitter) between February 2018 and December 2025. To this end, a bilingual textual corpus (English and Portuguese) was constructed, comprising 3,555 tweets retrieved via the Apify platform using a dictionary of 34 thematic descriptors. From this corpus, a Python-based processing pipeline was developed, integrating keyword identification through regular expressions, sentiment analysis using the Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner (VADER) model, and latent topic modelling via the Latent Dirichlet Allocation (LDA) algorithm. The results indicate a growth in discourse linked to the US–China trade war, the COVID-19 pandemic, and the European energy crisis. Topic modelling identified six latent topics, with the combination of Reshoring and Chinese Geopolitics emerging as the most dominant. Furthermore, the analysis revealed a markedly optimistic tone in the topic articulating Reshoring and Sustainability, while the discourse surrounding the topic connecting Offshoring and Carbon Emissions adopted a predominantly negative register. The analysis points to a discursive transition — from the denunciation of offshoring's environmental consequences toward the consolidation of an optimistic sustainable relocation agenda. By analysing spontaneous discourse rather than relying on traditional bibliographic search, this research aims to capture the broader public's articulation of these two themes, offering a perspective from an engaged society. This analysis may complement the academic discussion in the literature by incorporating the perspective of a broader audience.

Keywords: Relocation Strategies; Supply Chain; Greenhouse Gas Emissions; Latent Topic Modeling; Sentiment Analysis; Natural Language Processing.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Fluxograma do processamento	46
Figura 2: Evolução da quantidade ao longo do tempo	47
Figura 3: Distribuição agregada de sentimentos	51
Figura 4: Evolução dos sentimentos ao longo do tempo	53
Figura 5: Tópicos latentes agregados	54
Figura 6: Pares de ocorrência	56
Figura 7: Mapa de calor de concorrências	59
Figura 8: Composição temática ao longo do tempo	61

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Estrutura do <i>dataset</i>	36
Quadro 2: Comparação de técnicas de agrupamento	42
Quadro 3: Parâmetros	44
Quadro 4: Tópicos Latentes	45
Quadro 5: Ferramentas utilizadas.....	47
Quadro 6: <i>Tweet</i> #432 de 24/06/2019	48
Quadro 7: <i>Tweet</i> #87 de 25/05/2018	48
Quadro 8: <i>Tweet</i> #667 de 02/04/2020	49
Quadro 9: <i>Tweet</i> #1847 de 20/07/2022	50
Quadro 10: <i>Tweet</i> #1995 de 17/11/2022	50
Quadro 11: <i>Tweet</i> #3081 de 28/02/2022	51
Quadro 12: <i>Tweet</i> #1374 de 26/08/2021	53
Quadro 13: <i>Tweet</i> #3466 de 13/12/2025	54
Quadro 14: <i>Tweet</i> #1705 de 05/05/2022	55
Quadro 15: <i>Tweet</i> #453 de 14/07/2019	56
Quadro 16: <i>Tweet</i> #3337 de 15/10/2025	58
Quadro 17: <i>Tweet</i> #320 de 16/03/2019	59
Quadro 18: Tópicos dominantes por ano	62

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Exemplos de sentimentos	39
Tabela 2: Regra de classificação	40
Tabela 3: Parâmetros para o modelo LDA	44
Tabela 4: Quantidade de <i>tweets</i> por ano.....	48
Tabela 5: Distribuição de sentimento por tópico.....	55

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABEPRO	Associação Brasileira de Engenharia de Produção
API	<i>Application Programming Interface</i>
CDN	<i>Content Delivery Network</i>
CEPR	<i>Centre for Economic Policy Research</i>
CFR	<i>Council on Foreign Relations</i>
CO ₂	Dióxido de carbono
COP25	25ª Conferência das Partes da Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre Mudança do Clima
CSV	<i>Comma-Separated Values</i>
DTM	<i>Document-Term Matrix</i>
ESG	<i>Environmental, Social and Governance</i>
EU	<i>European Union</i> (União Europeia)
EU-ETS	<i>European Union Emissions Trade System</i>
GEE	Gases de Efeito Estufa
GHG	<i>Greenhouse Gas</i>
GMM	<i>Gaussian Mixture Model</i>
GSCPI	<i>Global Supply Chain Pressure Index</i>
HTML	<i>HyperText Markup Language</i>
IEA	<i>International Energy Agency</i>
IPCC	<i>Intergovernmental Panel on Climate Change</i>
ISO	<i>International Organization for Standardization</i>
ITF	<i>International Transport Forum</i>
JSON	<i>JavaScript Object Notation</i>
KPI	<i>Key Performance Indicators</i>
LDA	<i>Latent Dirichlet Allocation</i>
MtCO _{2e}	Megatoneladas de CO ₂ equivalente
NBR	Norma Brasileira de Regulamentação
NLP	<i>Natural Language Processing</i>
NMF	<i>Non-negative Matrix Factorization</i>
OECD	<i>Organisation for Economic Co-operation and Development</i>
PLN	Processamento de Linguagem Natural
SCM	<i>Supply Chain Management</i>

SEEG	Sistema de Estimativas de Emissões de Gases de Efeito Estufa
SM-CDS	<i>Social Media Critical Discourse Studies</i>
SSCM	<i>Sustainable Supply Chain Management</i>
TF-IDF	<i>Term Frequency–Inverse Document Frequency</i>
USMCA	<i>United States–Mexico–Canada Agreement</i>
UTC	<i>Coordinated Universal Time</i>
VADER	<i>Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner</i>
XLSX	Formato de arquivo Excel

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	OBJETIVO GERAL	19
1.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	19
1.3	JUSTIFICATIVA	19
1.4	DELIMITAÇÕES.....	21
2	REFERENCIAL TEÓRICO	22
2.1	CADEIAS DE SUPRIMENTO GLOBAIS.....	22
2.1.1	ESTRATÉGIA DA CADEIA DE SUPRIMENTO E LOCALIZAÇÃO.....	23
2.1.1.1	<i>OFFSHORING, RESHORING, NEARSHORING, FRIENDSHORING E BACKSHORING.....</i>	<i>24</i>
2.2	IMPACTO AMBIENTAL NA LOGÍSTICA.....	26
2.3	MÉTODO DE PESQUISA E CIÊNCIA DE DADOS.....	28
2.3.1	ANÁLISE DE DISCURSO	28
2.3.2	PROCESSAMENTO DE LINGUAGEM NATURAL (PLN)	30
2.3.3	CORPUS TEXTUAL	31
2.3.4	MODELAGEM DE TÓPICOS	32
3	METODOLOGIA.....	32
3.1	CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA.....	33
3.2	ETAPAS DA PESQUISA	34
3.2.1	DEFINIÇÃO DAS STRINGS DE BUSCA.....	34
3.2.2	COLETA DE DADOS.....	35
3.2.2.1	<i>COLETA DE DADOS.....</i>	<i>35</i>
3.2.3	TRATAMENTO E ESTRUTURAÇÃO DE DADOS	35
3.2.3.1	<i>ESTRUTURA DE DADOS.....</i>	<i>36</i>
3.2.4	IDENTIFICAÇÃO DE PALAVRAS-CHAVE POR EXPRESSÕES REGULARES	37
3.2.5	ANÁLISE DE SENTIMENTO VADER.....	37
3.2.5.1	<i>COMPOUND MÉDIO.....</i>	<i>41</i>
3.2.6	MODELAGEM DE TÓPICOS LATENTES COM LDA.....	41
3.2.6.1	<i>PRÉ-PROCESSAMENTO TEXTUAL.....</i>	<i>43</i>
3.2.6.2	<i>TREINAMENTO DO MODELO LDA.....</i>	<i>44</i>

3.2.7	DASHBOARD INTERATIVO.....	45
3.2.8	RESUMO DO FLUXO DE PROCESSAMENTO.....	46
4	RESULTADO	47
5	CONCLUSÃO.....	64
	REFERÊNCIAS.....	67
	APÊNDICE A – DASHBOARD.....	75

1 INTRODUÇÃO

O impacto ambiental do setor de transportes constitui uma das dimensões críticas da crise climática atual. Segundo o Sexto Relatório de Avaliação do Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas, em 2019, as emissões diretas de gases de efeito estufa (GEE) provenientes do transporte totalizaram 23% das emissões globais de CO₂ de origem energética e um crescimento de 74% em relação ao volume registrado em 1990 (IPCC, 2022). O transporte rodoviário responde por 70% desse total, e as projeções indicam, com alto grau de confiança, que as emissões do setor em regiões em desenvolvimento crescerão de forma mais acelerada do que na Europa ou na América do Norte nas próximas décadas (IPCC, 2022).

Um dos fatores que afetam estas emissões são as decisões de localização de instalações nas cadeias de suprimentos. A localização produtiva, definição de onde as atividades de manufatura e de fornecimento serão realizadas, constitui uma decisão estrutural de longo prazo, raramente revista e determinante da configuração competitiva da empresa (Wheelwright, 1984; Fernández-Miguel et al., 2022). Apesar do impacto que a localização exerce sobre a cadeia de suprimentos, essa escolha foi, por décadas, tratada de forma subordinada à decisão de terceirização (Ellram, 2013).

O principal movimento de localização foi o *offshoring*, entendido como a transferência da produção e de demais atividades da cadeia de valor para países com menor custo, distinguindo-se da terceirização pela manutenção da propriedade e do controle pela própria empresa em uma subsidiária no exterior (Pourhejazy; Ashby, 2021). Devido à elevação dos custos de transporte e aos riscos de ruptura nas cadeias, observa-se o movimento inverso de realocação, designado *reshoring* e caracterizado como uma estratégia de localização que revisa um projeto de *offshoring* anterior, devolvendo a produção ao país-sede ou a um país da mesma região da empresa focal (Pourhejazy; Ashby, 2021; Bornert; Musolino, 2024).

Essa realocação desdobra-se em estratégias distintas conforme a proximidade do destino. O *backshoring* corresponde ao retorno integral da produção ao país-sede; o *nearshoring* consiste no deslocamento para nações próximas à sede corporativa ou ao mercado consumidor (Pourhejazy; Ashby, 2021; Fernández-Miguel et al., 2022); e o *friendshoring*, termo introduzido pela secretária do Tesouro dos Estados Unidos, Janet Yellen, em abril de 2022, reorienta as cadeias para países considerados política e economicamente confiáveis, que compartilham o mesmo sistema de valores e alinhamento político, ainda que geograficamente distantes, com o objetivo de mitigar riscos geopolíticos de suprimento (Yellen, 2022; Fernández-Miguel et al., 2022).

A decisão de localização da produção manufatureira é, por natureza, uma das escolhas estratégicas de maior impacto e menor reversibilidade na gestão de operações (Ellram; Tate; Petersen, 2013). Essa característica decorre, em grande medida, da presença de custos irrecuperáveis associados ao processo de realocização: informações específicas sobre o país de destino, ativos relacionais e capital de relacionamento com fornecedores dificilmente são reaproveitados em contextos distintos, o que confere às configurações de cadeias de valor globais um caráter resistente a mudanças (Antràs; Chor, 2013). Empresas que realizaram investimentos significativos para internalizar sua produção *offshoring*, enfrentam um grau ainda maior de irreversibilidade da estratégia inicial, de modo que o *reshoring*, não representa simplesmente a inversão do *offshoring*, mas uma decisão inteiramente nova de realocização, baseada em informações coletadas após a experiência no exterior (Bornert; Musolino, 2024).

A reconfiguração das cadeias globais de valor tornou-se um dos fenômenos mais debatidos na gestão de operações e na política industrial do século XXI (OECD, 2024). A estratégia de *offshoring*, que diz respeito a deslocalização de atividades produtivas para países de menor custo operacional, dominou a arquitetura das cadeias de suprimentos nas décadas de 1990 e 2000 (Pla-Barber; Villar; Narula, 2021). Entretanto, ela demonstrou ser um vetor de risco estrutural quando exposta a choques sistêmicos de grande magnitude (Gereffi, 2020).

A guerra comercial entre Estados Unidos e China, iniciada em 2018 com a imposição de tarifas sobre mais de 60% das importações americanas provenientes da China, provocou uma redistribuição dos fluxos comerciais globais e reduziu a participação chinesa nas importações norte-americanas entre 2017 e 2022 (Freund *et al.*, 2024).

Segundo Sherman (2020), a pandemia de COVID-19 aprofundou essa fragilidade estrutural. O autor documenta que 94% das empresas listadas na Fortune 1000 reportaram ter sido afetadas por choques de oferta relacionados à pandemia, tornando a resiliência um desejo central das lideranças executivas. Moosavi, Fathollahi-Fard e Dulebenets (2022) reforçam que a pandemia afetou toda a cadeia global de valor, da oferta de matérias-primas à logística de distribuição, gerando uma reavaliação profunda das estratégias de localização produtiva. Os autores indicam que as cadeias pós-COVID-19 tendem a ser mais curtas e cada vez mais orientadas à realocização e ao *backshoring*, que corresponde à realocização geográfica de atividades produtivas anteriormente deslocadas para o exterior de volta ao país de origem da empresa focal, implicando a reintegração dessas operações dentro das fronteiras organizacionais da firma (Fratocchi *et al.*, 2014).

Uma consequência da estratégia de localização envolve a distância entre o ponto de produção e o de consumo, afetando as distâncias e, por consequência, as emissões vinculadas a

este transporte (Shaikh; Sarder, 2024). O Relatório de Síntese do IPCC (2023) confirma que o setor de transportes foi responsável por 8,7 GtCO₂-eq de emissões em 2019, integrando, ao lado da energia, da indústria e da construção, o conjunto de setores que respondem por aproximadamente 79% das emissões globais de GEE (IPCC, 2023). O modelo de produção *offshore* contribui para uma maior pegada de carbono em razão da extensa movimentação de mercadorias entre o ponto de produção e o ponto de consumo. López *et al.* (2025) estimam que 63% das emissões globais de CO₂, segundo a IEA (2014), ocorrem em países não pertencentes à União Europeia, ainda que esse bloco consuma os bens ali produzidos. Ying *et al.* (2024) demonstram que uma diferença de um dólar no preço do carbono entre o país consumidor e o país produtor está associada a um aumento de 0,13% a 0,27% nas emissões incorporadas às exportações do país produtor. Por outro lado, Shaikh e Sarder (2024) e Akkan (2025) argumentam que o *reshoring* pode ser simultaneamente uma decisão economicamente lucrativa e ambientalmente positiva, uma vez que, o encurtamento das distâncias logísticas reduz as emissões de transporte e o retorno a países com matrizes energéticas mais limpas, podendo diminuir as emissões de processos produtivos.

No Brasil, essas dinâmicas, feitas do relacionamento entre as decisões de realocização produtiva, as distâncias de transporte e as emissões de GEE incorporadas a esse transporte, adquirem contornos específicos. O país possui dimensões continentais e uma matriz de transporte de cargas predominantemente rodoviária, dependente de diesel (Bartholomeu; Péra; Caixeta-Filho, 2016). Segundo o Sistema de Estimativas de Emissões de Gases de Efeito Estufa (SEEG), somente em 2023 as emissões do setor de transportes cresceram 3,2%, atingindo o maior patamar da série histórica: 224 MtCO₂e (SEEG, 2024).

Em função da importância dos eventos ocorridos desde 2018, a guerra comercial sino-americana, a pandemia de COVID-19, a crise energética deflagrada pela guerra na Ucrânia e o adensamento da agenda climática global, as estratégias de realocização deixaram de constituir uma questão restrita à decisão locacional da firma para se converter em tema central da política industrial e do debate público contemporâneo (Gereffi, 2020). Esse deslocamento é acompanhado de uma tensão ainda pouco analisada, que consiste na articulação entre a agenda de resiliência das cadeias de suprimentos e a agenda de descarbonização, cuja convergência é frequentemente pressuposta, mas raramente examinada de forma sistemática (López *et al.*, 2025).

As plataformas de mídia social oferecem um registro para a observação desse debate, anterior à sua estabilização na literatura formal. A rede social X, antigo Twitter, em particular, consolidou-se como uma das fontes recorrentes na pesquisa em gestão de cadeias de

suprimentos, por permitir captar, em larga escala, as percepções de profissionais, pesquisadores e formuladores de políticas sobre temas emergentes do setor (An et al., 2023). A análise dessas manifestações por meio de técnicas computacionais de processamento de linguagem natural, em especial a modelagem de tópicos latentes e a análise de sentimento, viabiliza a identificação de padrões discursivos, articulando o rigor quantitativo da ciência de dados à perspectiva interpretativa da análise de discurso mediada por computador (KhosraviNik, 2017).

Dessa forma, o presente trabalho busca analisar os padrões discursivos sobre as estratégias de localização produtiva e sua relação as emissões de gases de efeito estufa, mediante a aplicação de técnicas de Processamento de Linguagem Natural (PLN), modelagem de tópicos latentes via *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) e análise de sentimento com o modelo *Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner* (VADER), sobre um *corpus* (coletânea) em língua inglesa e portuguesa extraído do X/Twitter.

1.1 OBJETIVO GERAL

Analisar os padrões discursivos do X/Twitter sobre estratégias de realocação mundial na cadeia de suprimentos e sua relação com as emissões de gases de efeito estufa no setor logístico no período de 2018 a 2025.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Para alcançar o objetivo exposto, foram definidos alguns objetivos específicos apresentados a seguir:

- a) Mapear a produção discursiva sobre estratégias de realocação e impactos ambientais em fontes da rede X/Twitter, identificando volume, idioma e distribuição temporal dos textos;
- b) Identificar tópicos latentes relacionados às estratégias de realocação e às emissões de gases de efeito estufa mediante técnicas de processamento de linguagem natural;
- c) Analisar a evolução temporal do debate público em relação às tendências globais de estratégias de realocação.

1.3 JUSTIFICATIVA

A análise foi conduzida sobre um *corpus* de natureza informal por entender que esse registro discursivo possui valor distinto do registro formal habitualmente examinado em estudos de cadeias de suprimentos. Documentos institucionais, relatórios setoriais e artigos acadêmicos tendem a apresentar posicionamentos estabilizados, revisados e mediados por filtros editoriais, o que dificulta a observação dos movimentos discursivos quando estão surgindo. Já as publicações espontâneas em redes sociais expõem a circulação contemporânea de ideias, controvérsias e tendências interpretativas antes que elas se consolidem em literatura formal, oferecendo, assim, um termômetro sensível das percepções e dos posicionamentos em relação ao tema.

A plataforma X/Twitter foi selecionada como fonte primária de dados por reunir características que a tornam particularmente adequada para este tipo de análise. Em primeiro lugar, o X/Twitter funciona como um espaço de debate público em tempo real, no qual profissionais do setor logístico, analistas de cadeias de suprimentos, pesquisadores e políticos compartilham perspectivas sobre temas como a realocação produtiva, a sustentabilidade e a descarbonização. Essa dinâmica discursiva produz um registro textual espontâneo e contemporâneo, distinto do registro formal encontrado em artigos acadêmicos ou relatórios institucionais, o que permite captar nuances de percepção e posicionamento que fontes tradicionais não oferecem.

Do ponto de vista técnico, o X/Twitter apresenta vantagens operacionais, como a estrutura textual curta dos *tweets*, limitados a 280 caracteres na maior parte do período analisado, facilitando o pré-processamento e a vetorização para modelos de PLN, além de tornar a identificação de palavras-chave por expressões regulares mais eficiente.

Cabe registrar que, antes da definição do X/Twitter como fonte primária, foi realizada uma tentativa de coleta de dados na plataforma LinkedIn, inicialmente considerada promissora por concentrar publicações de profissionais e empresas do setor logístico, com viés corporativo e institucional. No entanto, essa alternativa mostrou-se inviável por razões técnicas e legais. A política de uso da API do LinkedIn impõe restrições severas à coleta automatizada de conteúdo público, proibindo explicitamente o *scraping* de dados da plataforma, mesmo para fins acadêmicos, sob pena de suspensão da conta e medidas legais. Além disso, o acesso programático legítimo via API é restrito a parceiros comerciais aprovados (*LinkedIn Marketing API*), cujo processo de aprovação é incompatível com o cronograma e o escopo de uma pesquisa acadêmica de graduação. Tentativas exploratórias de coleta de dados por meio de ferramentas de automação confirmaram que os mecanismos de detecção e bloqueio da plataforma são eficazes, resultando em bloqueios imediatos de requisições automatizadas.

Diante dessas restrições, a escolha do X/Twitter como plataforma de coleta consolidou-se como a alternativa que melhor equilibra relevância temática, viabilidade técnica, acessibilidade econômica e conformidade com as condições de pesquisa disponíveis.

A ausência de estudos brasileiros que conectem explicitamente as estratégias de realocação produtiva às emissões de GEE no transporte de cargas nacional constitui a lacuna empírica que justifica e orienta esta investigação.

1.4 DELIMITAÇÕES

O estudo restringe-se à análise do discurso sobre a relação entre realocação produtiva e a mitigação das emissões de Gases de Efeito Estufa (GEE) no transporte de carga. O trabalho não inclui a realização de cálculos de inventário de GEE, simulações matemáticas de impacto ambiental direto ou modelagem econométrica de fluxos comerciais.

A análise apoia-se exclusivamente em *corpus* textual público coletado na plataforma X/Twitter, limitado a 3.555 publicações no período de fevereiro de 2018 a dezembro de 2025. A escolha do X/Twitter como fonte primária decorreu da inviabilidade técnica e legal de coleta sistemática em outras plataformas, como o LinkedIn, cujas políticas de uso da API proíbem explicitamente técnicas automatizadas de extrair grandes volumes de informação diretamente de sites da *web*. O baixo volume relativo de publicações em língua portuguesa sobre o tema específico é tratado como evidência da própria lacuna discursiva investigada, e não como limitação invalidante, conforme discutido na seção de metodologia. O *corpus* é predominantemente em língua inglesa, o que condiciona a precisão da análise de sentimento com o modelo *Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner* (VADER), treinado e validado em inglês.

Cabe ainda ressaltar que a estrutura booleana das consultas, restringe o *corpus* à interseção entre os dois campos semânticos, e não à sua união. Essa opção decorre diretamente do objeto de estudo, que é justamente a articulação discursiva entre realocação produtiva e agenda ambiental. Como consequência, o trabalho não se propõe a tratar o discurso sobre realocação em geral, tampouco do discurso ambiental em geral, mas exclusivamente da zona de sobreposição em que ambos os temas estão correlacionados.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 CADEIAS DE SUPRIMENTO GLOBAIS

A gestão da cadeia de suprimentos ou *Supply Chain Management* (SCM) consiste no planejamento, coordenação e controle integrados de todos os processos e atividades da cadeia produtiva, com o objetivo de entregar valor superior ao consumidor ao menor custo possível para a cadeia como um todo, satisfazendo simultaneamente as exigências variáveis dos demais *stakeholders* (Ondersteijn *et al.*, 2006). A cadeia de suprimentos é compreendida como uma rede de entidades interconectadas cujo propósito central é a aquisição, uso e transformação de recursos para o fornecimento de bens e serviços, abrangendo tanto as relações a montante com fornecedores quanto a jusante com clientes (Harland *et al.*, 2004). Para Ballou (2006), trata-se de um conjunto de atividades funcionais, como transporte e controle de estoques, que se repetem ao longo do processo de conversão de insumos em produtos acabados, agregando valor até o consumidor final. Carter e Rogers (2008) introduzem formalmente a noção de sustentabilidade no campo, definindo a Gestão Sustentável da Cadeia de Suprimentos (*Sustainable Supply Chain Management* — SSCM) como a integração estratégica e transparente dos objetivos econômicos, ambientais e sociais de uma organização, de modo a assegurar sua viabilidade econômica de longo prazo. Nessa mesma direção, Seuring e Müller (2008) caracterizam a SSCM como a gestão dos fluxos de materiais, informações e capital ao longo da cadeia, considerando simultaneamente as três dimensões do desenvolvimento sustentável e as demandas de clientes e demais *stakeholders*. Tal deslocamento conceitual mostra-se particularmente relevante para o setor logístico, uma vez que, conforme apontam Abbasi e Nilsson (2012), tornar as cadeias de suprimentos ambientalmente sustentáveis impõe desafios estruturais associados à complexidade das operações, à incerteza e aos custos de transporte, fatores diretamente vinculados às emissões de gases de efeito estufa que constituem o foco desta pesquisa.

As Cadeias Globais de Valor consolidaram-se como forma dominante de organização da produção a partir da segunda metade do Século XX. As empresas passaram a distribuir etapas produtivas entre diferentes países, formando redes complexas baseadas na fragmentação geográfica da produção (OECD, 2024). Essa expansão foi impulsionada pela busca por redução de custos e pela melhoria dos serviços logísticos e do transporte marítimo. Shaikh e Sarder (2024) destacam que empresas norte-americanas e de outros países industrializados deslocaram atividades para países de baixo custo, sobretudo na Ásia, motivadas por vantagens salariais e

pela expansão dos serviços intermodais, movimento que redefiniu o ambiente produtivo global ao permitir operações em redes cada vez mais extensas.

Moosavi, Fathollahi-Fard e Dulebenets (2022) documentam que, diferentemente de crises anteriores, a pandemia afetou simultaneamente todas as etapas da cadeia produtiva, da oferta de insumos à logística de distribuição, gerando escassez sistêmica e forçando uma reavaliação profunda das estratégias de localização. Ao contexto pandêmico somaram-se a guerra comercial EUA-China, que reduziu a participação chinesa nas importações norte-americanas (Freund *et al.*, 2024), e a crise energética europeia em decorrência do conflito Rússia-Ucrânia em 2022, que expôs a vulnerabilidade das cadeias industriais à dependência de matérias-primas provenientes de regiões geopoliticamente instáveis (Fernández-Miguel *et al.*, 2022). Além dos riscos operacionais, as Cadeias Globais de Valor carregam impactos ambientais relevantes. Grande parte das emissões de gases de efeito estufa ocorre em etapas produtivas localizadas em países diferentes daqueles que consomem o produto final (López *et al.*, 2025; Shaikh; Sarder, 2024).

Com a crescente instabilidade global, fenômenos como *reshoring*, *nearshoring* e *friendshoring* ganharam força como alternativas para encurtar as cadeias, reduzir dependências externas e aumentar a capacidade de resposta das empresas (López *et al.*, 2025). Gereffi (2020) observa que as rupturas pandêmicas tornaram a dependência excessiva de centros produtivos concentrados um risco estrutural, levando empresas a reconsiderar sua exposição a choques geopolíticos, sanitários e climáticos e a adotarem modelos produtivos mais regionalizados.

A globalização transformou as cadeias de suprimentos por meio da dispersão geográfica das atividades produtivas, possibilitando que um mesmo produto seja desenvolvido, fabricado e comercializado em diferentes continentes, estrutura que trouxe ganhos competitivos, mas expôs as cadeias a vulnerabilidades geopolíticas, logísticas e sanitárias (Matsuyama; Chaves, 2025).

2.1.1 ESTRATÉGIA DA CADEIA DE SUPRIMENTO E LOCALIZAÇÃO

A estratégia de localização está no centro das decisões da cadeia de suprimentos porque define onde as atividades produtivas, logísticas e de fornecimento serão posicionadas e como esses arranjos afetam custo, resiliência e competitividade. As decisões de localização abrangem três dimensões interconectadas: a dimensão operacional, relacionada à eficiência de custo e aspectos financeiros tangíveis; a dimensão tática, que influencia indiretamente a estratégia de longo prazo; e a dimensão estratégica, que determina a competitividade da

empresa no mercado (Adenso-Díaz *et al.*, 2021). Durante décadas, empresas priorizaram estruturas globais extensas com fornecedores em países de baixo custo operacional, o que contribuiu para o aumento da complexidade das cadeias e ampliou sua exposição a choques disruptivos (Van Hoek, 2020; Gereffi, 2020). Após a pandemia de COVID-19, estratégias de localização passaram a ser reavaliadas, com empresas buscando diversificar sua base de fornecedores e reconsiderar a configuração geográfica das instalações produtivas para equilibrar o fornecimento global e regional, ampliando a robustez e a capacidade de prevenção de riscos (Fernández-Miguel *et al.*, 2022; Ivanov, 2022).

O debate contemporâneo sobre localização não se limita aos fatores tradicionais de custo e distância logística. Gereffi (2020) argumenta que as empresas passaram a reconsiderar sua exposição a choques geopolíticos, sanitários e climáticos, adotando modelos produtivos mais regionalizados para reduzir fragilidades, visão reforçada por Altenburg e Padilla (2021), que destacam que governos e empresas têm incorporado critérios ambientais e sociais, alinhados às metas de descarbonização, à formulação de políticas industriais.

2.1.1.1 OFFSHORING, RESHORING, NEARSHORING, FRIENDSHORING E BACKSHORING

A arquitetura das cadeias de suprimentos foi predominantemente moldada pela estratégia de *offshoring*, impulsionada pela busca por custos operacionais mais baixos em regiões com mão de obra e insumos mais baratos. Durante várias décadas, empresas multinacionais deslocaram suas atividades de manufatura para países de baixo custo a fim de obter ganhos significativos de produtividade (Bornert; Musolino, 2024). A queda nos custos de transação, impulsionada pela revolução das tecnologias da informação e comunicação, favoreceu a realocação da produção manufatureira para países com mão de obra mais barata (Ellram; Tate; Petersen, 2013). Esse modelo gerou excessiva movimentação de bens entre o ponto de produção e o de consumo, contribuindo para o aumento das emissões de GEE (Shaikh; Sarder, 2024). Em reação à crescente vulnerabilidade das Cadeias Globais de Valor e aos custos totais crescentes que superaram as economias de custo iniciais, emergiu a tendência de realocação (Akkan, 2025).

Os autores Ellram, Tate e Petersen (2013) definem *reshoring* como o processo de reverter a decisão de *offshoring*, trazendo as atividades produtivas de volta ao país de origem. Para Gur e Dilek (2023), no contexto da rivalidade econômica EUA-China, o neo-protecionismo e as políticas de automação foram mobilizados estrategicamente para incentivar

o retorno de atividades manufatureiras ao território americano, configurando o *reshoring* como objetivo central da política industrial norte-americana. Akkan (2025) aponta que essa decisão se tornou uma necessidade estratégica para a otimização, resiliência e sustentabilidade das cadeias de suprimentos.

O *nearshoring* consiste na transferência de atividades produtivas para países geograficamente próximos ao país de origem, estratégia que busca tirar proveito de menores distâncias culturais e linguísticas, redução de custos logísticos e maior capacidade de resposta às demandas do mercado local (Carmel; Abbott, 2007). A proximidade entre cliente e fornecedor abrange dimensões geográficas, temporais, culturais, linguísticas, econômicas, políticas e históricas, o que distingue o *nearshoring* do *offshoring* tradicional e o torna uma alternativa estratégica mais ágil e controlável (Ellram; Tate; Petersen, 2013). Estudos empíricos demonstram que estratégias de *nearshoring* e *reshoring* podem reduzir o risco de abastecimento e gerar impacto ambiental positivo, uma vez que a aproximação das fontes de produção às fábricas reduz significativamente as emissões de CO₂ provenientes do transporte (Fernández-Miguel *et al.*, 2022). No contexto das Américas, a relevância do *nearshoring* ficou evidente quando, em 2023, o México consolidou-se como principal parceiro comercial dos Estados Unidos, superando a China, impulsionado pelo redirecionamento de cadeias produtivas motivado pela guerra comercial iniciada em 2018 (BBVA Research, 2024).

O *friendshoring*, conceito popularizado pela Secretária do Tesouro dos Estados Unidos, Janet Yellen, em discurso de abril de 2022, designa a estratégia de reordenar as cadeias de suprimentos em direção a países geopoliticamente alinhados (Vivoda, 2023). O autor Vivoda (2023) ainda afirma que o *friendshoring* consolidou-se como abordagem central para elevar a resiliência das cadeias diante de crises, tanto na perspectiva das empresas quanto dos Estados, complementando as estratégias de *reshoring* e *nearshoring*.

O *backshoring*, por sua vez, designa o movimento inverso ao *offshoring*, isto é, a transferência da produção de volta para a empresa. Conforme Arlbjørn e Mikkelsen (2014), o termo não implica necessariamente relocar a manufatura para o país em que a produção havia sido originalmente instalada, podendo significar o deslocamento das atividades para outro território no qual a empresa detenha instalações próprias, uma distinção sutil, porém relevante, em relação ao *reshoring*, cujo eixo é o retorno ao país de origem. Os autores Stentoft, Mikkelsen e Jensen (2016) definem o *backshoring* como a transferência, de volta ao país de origem, de atividades anteriormente realizadas no exterior. Em ambas as leituras, o *backshoring* é compreendido como estratégia alternativa ao *offshoring* tradicional, frequentemente motivada

pela não obtenção das reduções de custo e dos benefícios inicialmente esperados com a deslocalização (Tsay, 2013; Stentoft; Mikkelsen; Jensen, 2016).

2.2 IMPACTO AMBIENTAL NA LOGÍSTICA

O transporte de cargas ocupa posição central no debate sobre descarbonização da economia global, em razão de sua contribuição expressiva e crescente para as emissões de gases de efeito estufa (GEE). Cálculos do ITF e da IEA indicam que a movimentação de cargas por todos os modos de transporte, em diferentes escalas geográficas, respondeu por 9,7% das emissões totais de CO₂ relacionadas à energia em 2019 (McKinnon, 2024). O autor McKinnon (2024) ainda afirma que, considerando as operações de armazenagem e terminais de carga, a logística como um todo acumula aproximadamente 12% das emissões energéticas globais de CO₂, percentual que, se fosse um país, posicionaria a logística em terceiro lugar no ranking global de emissores, atrás apenas da China e Estados Unidos.

Dentro desse quadro, o modo rodoviário é o vetor dominante. O transporte rodoviário é responsável por mais de 60% das emissões de carbono do setor de transportes e foi identificado como o segundo maior contribuinte para o orçamento climático de longo prazo (Cui *et al.*, 2023). A logística depende fortemente de combustíveis fósseis, especialmente do diesel, e o aumento da demanda de transporte em economias emergentes e desenvolvidas continua impulsionando o crescimento das emissões. (McKinnon, 2024). Os autores Aryanpur e Rogan (2024) ainda afirmam que entre 2000 e 2022, houve um aumento acumulado de 55% nas emissões de CO₂ do setor de transporte rodoviário de cargas, e caminhões são responsáveis por aproximadamente 39% das emissões de ciclo de vida dos veículos rodoviários, uma parcela desproporcional ao seu peso na frota total.

A dimensão estratégica dessas emissões é evidenciada pelo *framework* do GHG *Protocol*, que as classifica em três escopos. As emissões de transporte e distribuição ao longo da cadeia de suprimentos enquadram-se predominantemente no Escopo 3 que trata de emissões indiretas que ocorrem na cadeia de valor da empresa, tanto a montante quanto a jusante de suas operações diretas (GHG *Protocol*, 2011). As cadeias de suprimentos são responsáveis por uma parcela significativa das emissões de GEE, uma vez que envolvem o transporte de bens e materiais, o uso de energia na manufatura e distribuição, e o descarte de resíduos. A implementação de práticas sustentáveis de gestão da cadeia de suprimentos permite às organizações reduzir sua pegada de carbono e contribuir para um futuro mais sustentável.

Cadarso et al. (2010), em análise aplicada à economia espanhola entre 1995 e 2000, demonstraram que as emissões de CO₂ vinculadas ao transporte internacional de insumos intermediários cresceram 37,85% no período, superando o crescimento das emissões incorporadas na produção doméstica em 17,15%, e nas importações em geral, 33,84%. Os autores propõem o conceito de *Broad Consumer Responsibility*, segundo o qual a responsabilidade pelas emissões do frete internacional deve ser atribuída ao país consumidor final, e não apenas ao país produtor, evidenciando que o transporte internacional de insumos intermediários pode corresponder a até 17,4% das emissões totais incorporadas nas importações de determinados setores intensivos em *offshoring*.

No âmbito empresarial, a Porsche Consulting (2022) cunhou o conceito de *greenshoring* para designar decisões de realocização explicitamente motivadas por metas de sustentabilidade ambiental, distinguindo-as do *reshoring* tradicional, orientado por custos ou resiliência. A pesquisa evidencia que, embora as variáveis financeiras ainda dominem as decisões de localização, a precificação do carbono emerge como o principal indutor estrutural de mudança, ao transformar as emissões logísticas em um passivo financeiro mensurável, e não apenas em uma externalidade. Para fornecedores automotivos, a eliminação do frete aéreo e a substituição por transporte rodoviário ou ferroviário, após o *reshoring*, foram identificadas como as intervenções de maior impacto imediato na pegada de carbono logística (Porsche Consulting, 2022).

A perspectiva de precificação do carbono reforça essa dimensão econômica com a introdução de instrumentos como o Sistema Europeu de Comércio de Emissões (EU-ETS), o custo das emissões logísticas começa a afetar diretamente a competitividade dos fornecedores, tornando a redução das distâncias de transporte não apenas uma escolha ambiental, mas um imperativo estratégico (Porsche Consulting, 2022).

Fratocchi e Di Stefano (2019), em revisão sistemática de documentos sobre *backshoring*, identificaram a redução das emissões de carbono como um dos benefícios ambientais documentados da realocização, decorrente do encurtamento das distâncias de transporte e da eventual adoção de fontes energéticas mais limpas nos países de destino. Fratocchi e Mayer (2023), ao analisarem o *nearshoring* da montadora austríaca Woom para a Polônia em 2021, relataram que, enquanto o fornecimento asiático exigia aproximadamente seis semanas de entrega, a planta polonesa passou a reabastecer os depósitos da empresa em apenas um dia, reduzindo as emissões de CO₂ associadas ao transporte. A Porsche Consulting (2022) documenta o caso da empresa sueca Polarica, que, ao realocar operações de embalagem da

Polônia de volta à Suécia, reduziu as distâncias de transporte e obteve ganhos de imagem em responsabilidade socioambiental corporativa.

Portanto, o conjunto de evidências apresentado revela que as emissões logísticas têm significância no debate climático global e crescem junto com o comércio internacional. Wiedmann e Lenzen (2018) demonstram que entre 20% e 33% das emissões globais de CO₂ estão incorporadas no comércio internacional, e que essa tendência é crescente. Os autores mostram que a globalização produziu uma distância geográfica progressiva entre produção e consumo, gerando um deslocamento de impactos ambientais através das cadeias de valor internacionais e que países desenvolvidos e emergentes geram pegadas de carbono cada vez mais distantes de seus centros de consumo, mostrando que decisões sobre onde produzir, trazer de volta, aproximar ou manter no exterior, carregam impacto ambiental direto e mensurável, o que situa a dimensão geográfica das cadeias produtivas no centro do debate sobre descarbonização da logística global. Shamout (2024) confirma que o desempenho logístico é um determinante fundamental das emissões de CO₂, ao constatar que melhorias nas operações de transporte e rastreamento reduzem significativamente as emissões em países europeus e da Ásia Central. Nesse cenário, Di Stefano *et al.* (2024) acrescentam que decisões de realocação produtiva podem ter impacto ambiental positivo não apenas para o país de destino, mas para o mundo como um todo, na medida em que o encurtamento das distâncias de transporte reduz as emissões de CO₂ incorporadas nas cadeias globais de valor.

2.3 MÉTODO DE PESQUISA E CIÊNCIA DE DADOS

2.3.1 ANÁLISE DE DISCURSO

O discurso não deve ser compreendido como mera transmissão de informação, mas como o lugar em que se materializa a relação entre língua, sujeito e história, de modo que todo texto carrega marcas das condições sociais, ideológicas e institucionais em que foi produzido (Orlandi, 2015). Para Maingueneau (2015), o discurso é simultaneamente uma forma de ação sobre o outro e uma atividade contextualizada, regulada por gêneros e formações discursivas que estabilizam os modos legítimos de dizer em uma dada esfera de atividade. au

A perspectiva crítica desse campo, denominada Análise Crítica do Discurso, foi sistematizada por Fairclough (2001) por meio de um modelo tridimensional que articula o texto enquanto produto linguístico, a prática discursiva enquanto processo de produção e interpretação, e a prática social enquanto contexto institucional e ideológico mais amplo. Esse

modelo permite investigar como escolhas lexicais, estruturas argumentativas e padrões de coocorrência são mobilizados para construir representações de mundo, posicionar atores sociais e legitimar determinadas agendas em detrimento de outras. Van Dijk (2008) complementa essa abordagem ao demonstrar que o discurso é um dos principais recursos pelos quais grupos exercem, reproduzem ou contestam relações de poder, especialmente em contextos midiáticos e institucionais nos quais a representação de problemas públicos define os contornos da ação política e empresarial.

Bardin (2011) define a análise de conteúdo como um conjunto de técnicas de análise das comunicações que utiliza procedimentos sistemáticos e objetivos para obter indicadores, quantitativos ou não, que permitam inferir conhecimento sobre as condições de produção e recepção das mensagens. Segundo a autora, a análise qualitativa fundamenta-se na presença ou ausência de características no conteúdo, enquanto a análise quantitativa opera sobre a frequência de aparição desses elementos, configurações que se mostram complementares em pesquisas que articulam categorização temática e inferência interpretativa (Bardin, 2011).

A consolidação das plataformas digitais como espaço privilegiado de circulação discursiva ampliou o escopo metodológico do campo, dando origem ao que Herring (2004) denominou Análise de Discurso Mediada por Computador (*Computer-Mediated Discourse Analysis* — CMDA), abordagem voltada à investigação de práticas linguísticas em ambientes digitais a partir de *corpus* textuais de larga escala. KhosraviNik (2017) aprofunda essa agenda ao propor a Análise Crítica do Discurso em Mídias Sociais (*Social Media Critical Discourse Studies* — SM-CDS), que considera as especificidades dos recursos tecnológicos, da participação distribuída e do alcance na construção de sentidos públicos sobre temas controversos. Nesse quadro, Recuero (2009) ressalta que as redes sociais digitais não apenas reproduzem dinâmicas discursivas preexistentes, mas reconfiguram os padrões de visibilidade, autoridade e influência entre atores, gerando novos arranjos relacionais cuja estrutura condiciona a circulação e o alcance dos discursos.

Hajer (1995), em sua abordagem dos discursos ambientais, demonstra que a política ecológica se estrutura em torno de *storylines*, isto é, narrativas que organizam fatos esparsos em representações coerentes capazes de mobilizar coalizões discursivas em defesa de determinadas políticas públicas. Dryzek (2013) reforça que cada discurso ambiental opera com pressupostos próprios sobre a relação entre economia e meio ambiente, condicionando o tipo de solução considerada legítima, do desenvolvimento sustentável à modernização ecológica, do limite ao crescimento à sustentabilidade radical.

2.3.2 PROCESSAMENTO DE LINGUAGEM NATURAL (PLN)

O Processamento de Linguagem Natural (*Natural Language Processing* — NLP) constitui uma área de pesquisa da Ciência da Computação e da Inteligência Artificial dedicada ao desenvolvimento de métodos e sistemas computacionais capazes de processar, interpretar e gerar linguagem humana (Hirschberg; Manning, 2015; Khurana *et al.*, 2023). Em termos de aplicação, o PLN emprega técnicas computacionais para aprender, compreender e produzir conteúdo em linguagem natural a partir de textos livres (Hirschberg; Manning, 2015), tendo como objetivo extrair representações e significados mais completos desses textos (Indurkha; Damerau, 2010), por meio de recursos linguístico-computacionais como léxicos, regras gramaticais, tesouros e ontologias de entidades e ações (Bird; Klein; Loper, 2009), o campo emergiu nos anos 1950, na intersecção entre Inteligência Artificial e Linguística, e foi profundamente transformado, a partir da década de 1990, pela disponibilidade de grandes *corpus* digitais e pela ascensão dos métodos estatísticos e, mais recentemente, neurais (Nadkarni; Ohno-Machado; Chapman, 2011; Caseli; Nunes, 2023).

A natureza ambígua e irregular da linguagem humana impõe que os sistemas de PLN lidem com variações morfológicas, polissemia e dependências contextuais que não se resolvem por regras determinísticas simples (Khurana *et al.*, 2023). Bird, Klein e Loper (2009) destacam que, diferentemente das linguagens artificiais, como linguagens de programação e notações matemáticas, definidas por regras explícitas e ausência de ambiguidade, as línguas naturais evoluem entre gerações e resistem a uma formalização rígida, o que faz da ambiguidade o principal obstáculo computacional ao seu tratamento. Soraluze *et al.* (2017) ilustram essa dificuldade ao mostrar que tarefas como a resolução de correferência só são plenamente solucionáveis quando o sistema incorpora conhecimento semântico ou de mundo proveniente de fontes externas, como WordNet ou Wikipédia, evidenciando que a interpretação textual transcende a mera análise simbólica das cadeias de caracteres.

O processamento computacional da linguagem natural organiza-se em diferentes níveis de análise, que avançam progressivamente do tratamento mais elementar do texto ao mais complexo. Khurana *et al.* (2023) descrevem esses níveis incluindo a fonologia e a morfologia, que tratam, respectivamente, da organização sonora e da formação e variação das palavras; a sintaxe, que estrutura gramaticalmente as frases; a semântica, que extrai o significado; e a pragmática, que interpreta o sentido no contexto comunicativo mais amplo. Na dimensão computacional, esse processamento inicia-se com a tokenização, que consiste na segmentação do texto em unidades léxicas mínimas (Barbosa *et al.*, 2017), seguida da análise

morfológica, que mapeia variantes de uma palavra à sua forma canônica, ou *lemma*; da análise sintática (*parsing*), que constrói a estrutura gramatical e as relações de dependência entre os constituintes da frase; da análise semântica, que extrai o significado das palavras no contexto em que ocorrem; e da análise pragmática, que interpreta a intenção comunicativa do autor com base no contexto discursivo mais amplo (Nadkarni; Ohno-Machado; Chapman, 2011; Jurafsky; Martin, 2009).

Do ponto de vista dos paradigmas metodológicos, Caseli e Nunes (2023) sintetizam três grandes momentos da disciplina: o paradigma simbólico, predominante até a década de 1980 e baseado em regras e formalismos linguísticos explícitos; o paradigma estatístico, viabilizado pela disponibilidade de grandes *corpus*, uma coleção estruturada e digitalizada de textos em linguagem natural, reunida para representar o uso real da língua e servir de base empírica para análise linguística ou treinamento de modelos, a partir dos anos 1990; e o paradigma neural, hegemônico desde a década de 2010, fundamentado em redes neurais profundas (*deep learning*) capazes de aprender representações distribuídas (*embeddings*) diretamente dos dados. Hirschberg e Manning (2015) atribuem o sucesso contemporâneo do PLN à conjunção de quatro fatores: aumento expressivo do poder computacional, abundância de dados linguísticos, evolução dos métodos de aprendizado de máquina e compreensão mais sofisticada da estrutura linguística e seu uso social.

2.3.3 CORPUS TEXTUAL

O *corpus* textual pode ser compreendido como uma coleção estruturada, digital, compilada de textos em linguagem natural e reunidos com o objetivo de representar o uso efetivo da língua em diferentes contextos e registros (McEnery; Brezina, 2022; Egbert; Biber; Gray, 2022). A Linguística de *Corpus* constitui o campo que investiga a língua em uso, em larga escala, por meio de análises estatísticas e ferramentas computacionais, sendo a representatividade e a diversidade tipológica do material coletado condições fundamentais para a validade dos resultados obtidos (Egbert; Biber; Gray, 2022).

A área que estuda a língua a partir desses conjuntos de textos é chamada de Linguística de Corpus. Para Berber Sardinha (2004), ela se ocupa da coleta e da exploração de corpora, conjuntos de dados linguísticos textuais reunidos, com a finalidade de investigar uma língua ou variedade por meio de evidências empíricas e quantitativas.

Biber e Gray (2022) propõem que esse atributo não deve ser tratado como uma propriedade binária, em que um *corpus* simplesmente é ou não representativo, mas sim

sustentado em dois pilares: as considerações de domínio, que descrevem o universo de uso linguístico investigado, e as considerações de distribuição, que dizem respeito à quantidade de textos necessária para captar a variação dos fenômenos de interesse. Berber Sardinha (2000) já advertia que nenhum *corpus* é integralmente representativo, posto que isso exigiria conhecer todo o universo da língua. Cabe ao pesquisador, então, justificar de que modo o conjunto coletado é adequado ao recorte da pesquisa, declarando seus limites de generalização.

2.3.4 MODELAGEM DE TÓPICOS

A modelagem de tópicos é uma ferramenta analítica popular para a extração de variáveis latentes de grandes conjuntos de dados (Vayansky; Kumar, 2020), sendo particularmente adequada para o processamento de dados textuais. Em termos formais, um "documento" corresponde a uma sequência de palavras, um "*corpus*" ao conjunto total de documentos analisados, e um "tópico" é caracterizado como uma distribuição de probabilidade sobre um vocabulário (Vayansky; Kumar, 2020). Os modelos de tópicos identificam temas por meio do reconhecimento de padrões repetidos de palavras e do agrupamento desses padrões em tópicos que refletem o conteúdo dos documentos (Churchill; Singh, 2022), fornecendo uma visão útil de uma grande coleção em termos do conjunto como um todo, dos documentos individuais e das relações entre documentos (Jelodar *et al.*, 2018).

É, portanto, uma família de modelos estatísticos não supervisionados cujo objetivo é identificar automaticamente a estrutura temática latente presente em grandes coleções de documentos textuais. A técnica parte do pressuposto de que qualquer *corpus* pode ser descrito por um conjunto de tópicos, grupos de palavras semanticamente relacionadas e que cada documento é uma mistura desses tópicos em diferentes proporções (Blei, 2012). Essa abordagem é descrita como generativa porque pressupõe que os textos observados foram produzidos por um processo probabilístico oculto envolvendo tópicos e palavras, e a tarefa do algoritmo consiste em inferir, a partir dos documentos existentes, os parâmetros desse processo (Wang, 2017).

3 METODOLOGIA

Esta seção apresenta os procedimentos metodológicos adotados no desenvolvimento do trabalho e está organizada em subtópicos, envolvendo, inicialmente, uma caracterização da pesquisa, na qual o estudo é enquadrado quanto à sua área de concentração, natureza,

abordagem, objetivos e procedimentos técnicos. Em seguida, são descritas as etapas da pesquisa, que compreendem a definição das *strings* de busca, a coleta de dados na rede social X, antigo Twitter, o tratamento e a estruturação dos dados obtidos, a identificação de palavras-chave por meio de expressões regulares, a análise de sentimento com o algoritmo VADER e a modelagem de tópicos latentes com o algoritmo LDA. Por fim, apresentam-se o *dashboard* interativo desenvolvido para a visualização dos resultados e um resumo do fluxo de processamento, que consolida a sequência de operações aplicadas ao *corpus* textual.

3.1 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA

Para Lakatos e Marconi (2003), o método pode ser compreendido como um conjunto organizado de procedimentos sistemáticos e racionais que orientam a investigação científica. Sua função é proporcionar maior segurança e eficiência na busca por conhecimentos consistentes e verdadeiros, ao mesmo tempo em que define o percurso a ser seguido, identifica possíveis falhas e apoia as decisões do pesquisador ao longo do processo.

A área central do objetivo de estudo é a Cadeia de Suprimentos, pois trata das questões envolvendo o transporte, o estoque e o armazenamento de insumos e produtos no que tange a realocação da produção. O *reshoring* é uma decisão estratégica que afeta diretamente a Logística Empresarial e o Transporte e Distribuição Física.

A pesquisa desenvolvida neste trabalho se caracteriza como de natureza aplicada, pois, conforme enfatiza Gil (2019), esse tipo de investigação volta-se diretamente à solução de problemas concretos, produzindo conhecimento orientado para finalidades práticas e para demandas reais de determinado contexto.

Quanto à abordagem, o presente trabalho apresenta características mistas, pois se mostra quantitativo e qualitativo. É quantitativo pois, a fase de coleta de dados e a extração de informação baseiam-se em dados passíveis de mensuração, como a frequência de termos e a quantificação de associações temáticas. É qualitativo porque a interpretação dos tópicos latentes e das estruturas de coocorrência exige inferência sobre a presença ou ausência de elementos semânticos no *corpus*, e não apenas sobre sua frequência de aparição, procedimento característico da análise de conteúdo.

O propósito do estudo é exploratório com aplicação de modelagem computacional descritiva baseada em *corpus* textual, utilizando técnicas de PLN, posto que busca conhecer características do fenômeno para, assim, procurar as explicações das causas e consequências

(Richardson, 1989). Na pesquisa em questão, o contexto, as informações e os dados foram coletados em publicações sobre o tema.

3.2 ETAPAS DA PESQUISA

Esta subseção descreve, de forma detalhada, todos os procedimentos computacionais adotados para analisar o discurso sobre estratégias de realocização e sustentabilidade ambiental na rede social X/Twitter, no período de 2018 a 2025.

A sequência de sete etapas encadeadas compreende: (1) definição das *strings* de busca; (2) coleta de dados; (3) tratamento e estruturação dos dados em Python; (4) identificação de palavras-chave por expressões regulares; (5) análise de sentimento; (6) modelagem de tópicos latentes; e (7) visualização interativa dos resultados. Estas etapas são descritas a seguir.

3.2.1 DEFINIÇÃO DAS STRINGS DE BUSCA

A estratégia de busca foi construída a partir da combinação de descritores em inglês e português, utilizando operadores booleanos (*AND*, *OR*) para ampliar ou restringir os resultados conforme a especificidade das bases de dados. Os principais termos de busca incluíram combinações como: "*reshoring*" *AND* "*sustainability*", "*nearshoring*" *AND* "*gas emissions*", "*supply chain*" *AND* "*sustainability*", além de termos em português como "logística sustentável", "emissões de GEE" e "relocalização da produção". Foram também empregados operadores de truncamento (asterisco *) para capturar variações morfológicas dos termos, como "*reshor**" para identificar tanto "*reshoring*" quanto "*re-shoring*".

Foi construído um dicionário bilíngue (inglês e português) com 34 termos derivados das consultas de coleta, divididos em dois grupos:

- a) Grupo A: composto por termos primários (relocalização produtiva) tais como *reshoring*, *backshoring*, *nearshoring*, *offshoring*, *friendshoring*, *relocation*, *location strategy*, *manufacturing strategy*, *supply chain relocation*, *supply chain*, *regionalization*, *deslocalizacao*, *producao local*, *abastecimento local*.
- b) Grupo B: composto por termos secundários (sustentabilidade e emissões) tais como *sustainability*, *sustentabilidade*, *emission*, *emissao*, *carbon*, *carbono*, *decarbonization*, *descarbonizacao*, *GHG*, *GEE*, *greenhouse gas*, *gas efeito estufa*, *CO2*, *life cycle*, *ciclo de vida*, *lifecycle*, *pollutant*, *low carbon*, *baixo carbono*, *climate change*, *carbon footprint*, *climate*, *clima*.

3.2.2 COLETA DE DADOS

O Apify é uma plataforma, online e paga, de automação de coleta de dados na web (<https://apify.com>). Ela oferece diversos *scrapers* (programas que extraem informações de sites de forma automatizada) prontos para uso. Neste trabalho, utilizou-se o Twitter *Scraper*, um módulo do Apify que permite buscar *tweets* públicos, postagem ou mensagem curta publicada na rede social X/Twitter, com base em palavras-chave, *hashtags*, datas e operadores booleanos, sem necessidade de acesso a API oficial do X/Twitter.

3.2.2.1 COLETA DE DADOS

Foram configuradas queries de busca booleanas (consultas que combinam termos com operadores lógicos como *AND* e *OR*) no formato: termo_primario *AND* (termo_secundario_1 *OR* termo_secundario_2 *OR* ...). Em linguagem simples, isso significa: "busque *tweets* que contenham obrigatoriamente o termo principal e, ao mesmo tempo, pelo menos um dos termos secundários".

Por exemplo, a consulta (*query*) *reshoring AND (sustainability OR emission OR carbon)* retorna apenas *tweets* que mencionam "reshoring" e pelo menos uma das palavras "sustainability", "emission" ou "carbon". Esse método garante que os *tweets* coletados sejam relevantes para a interseção entre realocação produtiva e a sustentabilidade ambiental.

O Apify retornou os dados no formato JSON (*JavaScript Object Notation*), um formato de texto estruturado amplamente utilizado para troca de dados entre sistemas. Cada *tweet* veio acompanhado de metadados como texto completo, data e hora de publicação, número de *retweets*, curtidas, respostas, citações, *bookmarks*, URL do *tweet* e identificador único.

Ao todo, foram coletados 3.555 *tweets* ao longo de múltiplas rodadas de extração, abrangendo publicações de fevereiro de 2018 a dezembro de 2025.

3.2.3 TRATAMENTO E ESTRUTURAÇÃO DE DADOS

Python é uma linguagem de programação, amplamente utilizada em ciência de dados, análise textual e aprendizado de máquina. Sua popularidade deve-se a sintaxe simples e à enorme quantidade de bibliotecas, pacotes de código prontos, disponíveis para diversas tarefas.

Todo o processamento e análise deste trabalho foi realizado em Python versão 3.10 ou superior gratuitamente.

Pandas é a principal biblioteca do Python para manipulação de dados tabulares. Ela permite carregar, filtrar, transformar e exportar dados em formatos como CSV, Excel e JSON. No contexto deste trabalho, o Pandas foi utilizado para: (a) ler os arquivos JSON gerados pelo Apify; (b) extrair e decompor a data de cada *tweet* em colunas separadas (ano, mês, dia da semana, hora em UTC); (c) concatenar os *datasets* de diferentes períodos em um único arquivo consolidado; e (d) gerar estatísticas descritivas sobre o *corpus*.

O openpyxl é uma biblioteca Python para leitura e escrita de arquivos no formato .xls (Excel). Foi utilizada para converter dados no formato JSON em planilhas do Excel, com cabeçalhos, linhas alternadas e formatação adequada dos campos de texto.

3.2.3.1 ESTRUTURA DE DADOS

Após o tratamento, cada *tweet* no *dataset* consolidado possui as seguintes informações organizadas em colunas: data, hora, ano, mês, dia da semana, texto do tweet, *retweets*, curtidas, respostas, citações, *bookmarks*, *é retweet?* e URL X/Twitter conforme o Quadro 1.

Quadro 1: Estrutura do *dataset*

Coluna	Descrição	Exemplo
Data	Data da publicação (DD/MM/AAAA)	15/03/2023
Hora (UTC)	Horário em formato universal	14:32:00
Ano	Ano extraído da data	2023
Mes (n.)	Número do mês (1-12)	3
Mes	Nome do mês por extenso	Marco
Dia da Semana	Nome do dia	Quarta-feira
Texto do <i>Tweet</i>	Conteúdo integral do <i>tweet</i>	(texto)
<i>Retweets</i>	Número de compartilhamentos	45
Curtidas	Número de curtidas	120
Respostas	Número de respostas recebidas	8
Citações	Número de vezes citado	12
<i>Bookmarks</i>	Número de vezes salvo	5
E <i>Retweet?</i>	Se é compartilhamento de outro <i>tweet</i>	Não
URL Twitter	Endereço virtual direto para o <i>tweet</i> original	(url)

Fonte: O Autor

O *dataset* é disponível para download em: https://alecmh.github.io/tcc-relocation-strategies-ghg/tweets_2018_2025_consolidado.xlsx

3.2.4 IDENTIFICAÇÃO DE PALAVRAS-CHAVE POR EXPRESSÕES REGULARES

Expressões regulares, conhecidas como regex, são padrões de busca textual utilizados em programação para encontrar, dentro de um texto, trechos que correspondam a determinadas regras. Funcionam como um "buscar" avançado, ou seja, enquanto a função de busca comum de um editor de texto procura uma palavra exata, uma expressão regular pode procurar padrões mais complexos.

No código Python, a biblioteca nativa *re* (*regular expressions*) foi utilizada com a marcação *re.IGNORECASE*, que torna a busca insensível a maiúsculas e minúsculas. Isso significa que os termos "*Reshoring*", "*reshoring*" e "*RESHORING*" sejam todos encontrados pela mesma regra.

Para cada *tweet*, o programa percorre todos os 34 termos do dicionário e verifica, via regex, se o termo aparece no texto. O resultado é uma nova coluna na planilha chamada "Palavras-chave Encontradas", que lista todos os termos identificados naquele *tweet*, separados por ponto e vírgula. Por exemplo, se um *tweet* diz "*Reshoring can reduce carbon emissions in the supply chain*", a coluna registraria: "*reshoring; carbon; emission; supply chain*".

Essa marcação permite duas análises posteriores: a frequência individual, quantas vezes cada termo aparece no *corpus* inteiro, e a coocorrência de pares que consiste em quantas vezes dois termos aparecem juntos no mesmo *tweet*, revelando quais temáticas estão mais associadas no discurso.

3.2.5 ANÁLISE DE SENTIMENTO VADER

A análise de sentimento, constitui o campo de estudo que investiga computacionalmente as opiniões, os sentimentos, as avaliações e as emoções expressas pelas pessoas em textos escritos (Liu, 2012).

No âmbito do Processamento de Linguagem Natural, ou PLN, é uma técnica que visa classificar um texto, identificando se o conteúdo expressa uma orientação positiva, negativa ou neutra em relação a uma entidade, tópico ou evento (Liu; Zhang, 2012). A análise de sentimento permite quantificar e categorizar as opiniões presentes em grandes volumes de dados não estruturados, como publicações em redes sociais, artigos e avaliações de produtos (Liu, 2012).

A análise de sentimento por meio do *Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner* opera sobre a dimensão textual, pois quantifica a valência afetiva inscrita nas escolhas lexicais de cada publicação, tratando o texto como produto linguístico cujo tom positivo, neutro

ou negativo constitui o indício mais imediato do posicionamento do enunciador. A partir de léxico e emoticons, acrônimos e gírias de redes sociais, os autores compilaram mais de 9.000 itens lexicais candidatos. Para determinar a valência de sentimento de cada item, dez avaliadores humanos independentes, recrutados via *Amazon Mechanical Turk*, classificaram cada termo em uma escala de -4, menor valor e mais negativo, a +4, maior valor e mais positivo, totalizando mais de 90.000 avaliações. Todos os avaliadores passaram por pré-seleção com teste de compreensão leitora, treinamento específico em classificação de sentimento e controle contínuo de qualidade por meio de itens com valência previamente conhecida. Ao final, foram mantidos apenas os itens com média diferente de zero e desvio padrão inferior a 2,5, resultando em aproximadamente 7.500 itens lexicais validados (Hutto; Gilbert, 2014).

Para avaliar o desempenho do modelo, um segundo grupo de 20 avaliadores foram submetidos ao mesmo processo de seleção, classificou a intensidade de sentimento de *corpus* em quatro domínios: *tweets*, resenhas de filmes, avaliações de produtos e editoriais jornalísticos. Essa média agregada serviu como verdade de referência, contra a qual o VADER demonstrou correlação ($r = 0,881$) equivalente à de avaliadores humanos individuais ($r = 0,888$) e acurácia de classificação superior ($F1 = 0,96$ contra $F1 = 0,84$) no domínio de mídias sociais (Hutto; Gilbert, 2014).

No código Python, o VADER é acessado pela biblioteca *vaderSentiment* (versão 3.3.2). A utilização é direta: importa-se a classe *SentimentIntensityAnalyzer*, cria-se uma instância do analisador, e chama-se o método *polarity_scores* (texto) para cada *tweet*. Esse método retorna quatro valores numéricos para cada texto analisado:

- a) *pos* (positivo): proporção do texto que transmite sentimento positivo, variando de 0 a 1. Por exemplo, $pos = 0,45$ significa que 45% das palavras do texto carregam sentimento positivo.
- b) *neg* (negativo): proporção do texto que transmite sentimento negativo, também de 0 a 1.
- c) *neu* (neutro): proporção do texto sem carga sentimental aparente, de 0 a 1. A soma de $pos + neg + neu$ é sempre igual a 1 (100%).
- d) *compound* (composto): este é o *score* mais importante. É um número único que resume o sentimento geral do texto inteiro, variando de -1 (extremamente negativo) a +1 (extremamente positivo). Ele é calculado a partir da soma de todas as valências individuais das palavras, ajustadas por regras gramaticais, e então normalizado por uma fórmula matemática.

O coração do VADER é um léxico (dicionário) com aproximadamente 7.500 itens. Cada item é uma palavra, acrônimo, emoji ou gíria de internet que recebeu uma nota de sentimento atribuída por avaliadores humanos. Essas notas vão de -4 (extremamente negativo) a +4 (extremamente positivo). Como se exemplifica na Tabela 1.

Tabela 1: Exemplos de sentimentos

Palavra/Símbolo	Valência	Interpretação
<i>great</i>	+3,1	Muito positivo
<i>terrible</i>	-2,5	Bastante negativo
<i>okay</i>	+0,9	Levemente positivo
<i>disaster</i>	-3,4	Muito negativo
:)	+2,0	Positivo (emoji)
:(	-2,0	Negativo (emoji)
<i>sucks</i>	-2,3	Negativo (gíria)

Fonte: Adaptado de Hutto e Gilbert (2014)

Quando o VADER recebe um texto, ele separa cada palavra e procura no dicionário. Palavras que não estão no dicionário recebem valência zero (neutra) e não afetam o resultado.

Além do dicionário, o VADER aplica cinco regras gramaticais, chamadas heurísticas, que ajustam as pontuações brutas para capturar nuances de linguagem comuns em redes sociais:

- 1) Pontuação (exclamações): cada ponto de exclamação ("!") no texto amplifica o sentimento, adicionando +0,292 ao valor absoluto do *score*. Por exemplo, "*Good!*" é mais positivo que "*Good*", e "*Good!!!*" é ainda mais positivo. Porém, o efeito é limitado a no máximo 4 exclamações.
- 2) Capitalização (MAIÚSCULAS): quando uma palavra do léxico aparece toda em letras maiúsculas (como "*GREAT*" em vez de "*great*"), o VADER entende isso como ênfase e intensifica o sentimento em cerca de 0,733 pontos. Isso imita o comportamento humano de escrever em *capslock* para dar ênfase.
- 3) Graus de intensificação (advérbios): palavras modificadoras como "*very*" (muito), "*extremely*" (extremamente), "*slightly*" (levemente) alteram a valência da palavra seguinte por um fator multiplicativo. "*Very good*" é mais positivo que apenas "*good*", enquanto "*slightly bad*" é menos negativo que apenas "*bad*".
- 4) Conjunção adversativa ("*but*"): a palavra "*but*" (mas/porém) indica uma mudança de direção no sentimento. O VADER dá maior peso ao sentimento expresso após o "*but*". Por exemplo, em "*The product is nice, but the delivery was terrible*", o sentimento negativo depois do "*but*" pesa mais que o positivo antes dele.

- 5) Negação: partículas de negação como "not", "never", "neither" invertem a polaridade do sentimento da palavra seguinte. "Not good" torna-se negativo, e "not bad" torna-se levemente positivo. O VADER verifica até três palavras antes de um termo do léxico para detectar negações.

Após aplicar todas as regras acima, o VADER soma todas as notas ajustadas de um texto. Para converter essa soma em um valor padronizado entre -1 e +1, utilizando a Equação 1 para normalização.

$$\text{Compound} = \text{Soma} / \sqrt{\text{Soma}^2 + \alpha} \quad (1)$$

Fonte: Hutto e Gilbert (2014)

Alpha é uma constante de normalização com valor fixo de 15. Essa fórmula tem uma propriedade útil: para valores pequenos de soma, o *compound* cresce quase linearmente; para valores muito grandes (textos com muitas palavras sentimentais), ele se aproxima de +1 ou -1 sem nunca ultrapassar esses limites. Isso garante que todos os *tweets*, independentemente do tamanho, possam ser comparados em uma mesma escala.

Com o *score compound* calculado para cada *tweet*, a Tabela 2 mostra a classificação seguindo os limiares recomendados pelos autores originais (Hutto e Gilbert, 2014):

Tabela 2: Regra de classificação

Classificação	Regra	Significado prático
Positivo	$\text{compound} \geq +0,05$	O <i>tweet</i> tem tom favorável ao assunto
Neutro	$-0,05 < \text{compound} < +0,05$	O <i>tweet</i> é informativo, sem opinião clara
Negativo	$\text{compound} \leq -0,05$	O <i>tweet</i> tem tom crítico ou desfavorável

Fonte: Hutto e Gilbert (2014)

Esses limiares foram definidos empiricamente pelos criadores do VADER como os que produzem a melhor acurácia em textos de redes sociais. O valor 0,05 é intencionalmente próximo de zero, criando uma faixa estreita de neutralidade e garantindo que apenas textos genuinamente ambíguos sejam classificados como neutros.

3.2.5.1 COMPOUND MÉDIO

O *compound* médio é a média aritmética simples dos *scores compound* de todos os *tweets* de um determinado ano. Em outras palavras, soma-se o *compound* de cada *tweet* do ano e divide-se pelo número total de *tweets* daquele ano. Esse valor indica o "humor médio" do discurso sobre *reshoring* e sustentabilidade naquele período. Um *compound* médio de +0,15, por exemplo, indica um tom geral levemente positivo, enquanto um *compound* médio de -0,08 indicaria um tom geral levemente negativo.

O VADER foi treinado e validado exclusivamente em textos em inglês. *Tweets* em português ou espanhol presentes no *corpus* têm precisão reduzida, pois muitas palavras não constam no léxico e recebem nota zero, o que tende a classificar esses *tweets* como neutros. Essa limitação é parcialmente mitigada pelo fato de que aproximadamente 70% do *corpus* está em inglês.

3.2.6 MODELAGEM DE TÓPICOS LATENTES COM LDA

A modelagem de tópicos é uma técnica de mineração de textos que busca identificar automaticamente os temas principais, ou tópicos, presentes em uma grande coleção de documentos. Por exemplo, quando se tem 3.555 *tweets* e deseja-se verificar quais assuntos eles falam, sem precisar ler todos um por um. A modelagem de tópicos faz exatamente isso: agrupa palavras que costumam aparecer juntas e identifica padrões temáticos. O LDA (sigla para *Latent Dirichlet Allocation*, ou "Alocação Latente de Dirichlet") é um algoritmo de modelagem de tópicos utilizado na literatura acadêmica, proposto por Blei, Ng e Jordan (2003). O adjetivo "latente" refere-se ao fato de que os tópicos não são observados diretamente, eles estão "escondidos" nos dados e precisam ser descobertos pelo algoritmo.

O modelo é do tipo probabilístico generativo não supervisionado: a ideia fundamental é que os documentos são representados como misturas aleatórias sobre tópicos latentes, onde cada tópico é caracterizado por uma distribuição sobre palavras (Jelodar *et al.*, 2018). O modelo é hierárquico e representa cada tópico como uma distribuição sobre termos e cada documento como uma mistura dos tópicos; quando ajustado a uma coleção de documentos, os tópicos sintetizam seu conteúdo e as proporções fornecem uma representação de baixa dimensionalidade de cada documento (Dieng; Ruiz; Blei, 2020). A modelagem de tópicos latentes por LDA, alcança a prática discursiva, na medida em que revela os enquadramentos

temáticos dominantes e, com isso, os modos recorrentes pelos quais o debate sobre realocização e emissões é produzido e interpretado pela comunidade.

O LDA parte de duas premissas fundamentais: (a) cada documento (neste caso, cada *tweet*) é uma mistura de tópicos, um *tweet* pode falar 60% sobre "*reshoring* e comercio" e 40% sobre "emissões de carbono"; (b) cada tópico é uma distribuição de probabilidade sobre palavras, o tópico "emissões de carbono", por exemplo, tem alta probabilidade de conter as palavras "*carbon*", "*emissions*", "*CO2*" e baixa probabilidade de conter "*jobs*" ou "*Mexico*".

Em termos simples, o LDA opera sob a premissa de que existem K tópicos latentes e de que cada *tweet* corresponde a uma combinação probabilística desses tópicos, buscando identificar quais tópicos e quais distribuições de palavras melhor explicam os textos observados. O algoritmo ajusta iterativamente essas distribuições até encontrar a configuração que melhor se encaixa nos dados reais.

Técnicas clássicas de agrupamento, como o *k-means*, realizam um agrupamento duro (*hard clustering*): cada documento é atribuído a exatamente um grupo, sem possibilidade de pertencer a dois ao mesmo tempo. O LDA, ao contrário, realiza um agrupamento suave (*soft clustering*): cada documento é descrito como uma mistura de tópicos com diferentes proporções.

Na prática, em vez de dizer "este *tweet* pertence ao Tópico 3", o LDA diz: "este *tweet* é 62% do Tópico 1 (*reshoring* e comercio), 28% do Tópico 4 (estratégia de cadeia de suprimentos) e 10% do Tópico 3 (*offshoring* e emissões)". Essa representação fracionada mostra ser mais fiel a realidade, pois textos do mundo real frequentemente abordam múltiplos temas ao mesmo tempo. A atribuição final de um tópico a cada *tweet* é feita pelo critério de maior probabilidade (*argmax*): o *tweet* é associado ao tópico cuja proporção é a mais alta, mas sem descartar a informação sobre os demais tópicos.

Para contextualizar o LDA dentro do panorama mais amplo de técnicas de agrupamento, o Quadro 2 compara os principais métodos utilizados em análise de texto:

Quadro 2: Comparação de técnicas de agrupamento

Método	Atribuição	Pressuposto dos dados	Uso típico
<i>K-Means</i>	Dura (1 cluster por item)	Dados numéricos, <i>clusters</i> esféricos	Segmentação de clientes, imagens
<i>K-Means</i> + TF-IDF	Dura (1 cluster por doc.)	Documentos homogêneos	Agrupamento simples de textos
GMM (Gaussian <i>Mixture</i>)	Suave (probabilística)	Dados numéricos, <i>clusters</i> gaussianos	Reconhecimento de padrões
LDA (este trabalho)	Suave (probabilística)	Textos com múltiplos temas	Modelagem de tópicos, PLN

NMF (<i>Non-negative Matrix</i>)	Suave (aditiva)	Textos ou dados não-negativos	Tópicos mais esparsos que LDA
------------------------------------	-----------------	-------------------------------	-------------------------------

Fonte: O Autor

3.2.6.1 PRÉ-PROCESSAMENTO TEXTUAL

Antes de aplicar o LDA, cada *tweet* passou por uma sequência de tratamento e de limpeza (pré-processamento) para remover elementos que não contribuem para a identificação de tópicos. As etapas, executadas sequencialmente no código Python utilizando a biblioteca *regex* (expressões regulares) e manipulação de *strings*, foram:

- Remoção de URLs: *Links* como "https://t.co/abc123" foram removidos, pois não carregam informação temática.
- Remoção de menções: referências a outros usuários no formato "@username" foram eliminadas.
- Tratamento de *hashtags*: o símbolo "#" foi removido, mas o texto da *hashtag* foi mantido. Assim, "#Reshoring" tornou-se "reshoring", preservando a informação temática.
- Remoção de pontuação e caracteres especiais: todos os sinais de pontuação, números e caracteres não-alfabéticos foram eliminados.
- Conversão para minúsculas: todo o texto foi convertido para letras minúsculas, garantindo que "Reshoring" e "reshoring" sejam tratados como a mesma palavra.
- Remoção de *stopwords*: *stopwords* são palavras comuns que não contribuem para distinguir tópicos, como "the", "is", "and" em inglês e "de", "que", "para" em português. Foi utilizada uma lista combinada de *stopwords* em inglês e português. Essas palavras foram removidas pois, embora frequentes, não ajudam a diferenciar um tópico de outro.
- Remoção de *tokens* curtos: palavras com 3 caracteres ou menos (como "the", "and", "is") foram eliminadas, pois geralmente são palavras sem conteúdo temático relevante.

O processo de transformar textos em representações numéricas chama-se vetorização. Neste trabalho, utilizou-se o CountVectorizer da biblioteca scikit-learn, que cria uma Matriz Documento-Termo (DTM).

A DTM é uma tabela onde cada linha representa um *tweet* e cada coluna representa uma palavra do vocabulário. O valor em cada célula é o número de vezes que aquela palavra

aparece naquele *tweet*. Por exemplo, se o *tweet* "*reshoring reduces carbon emissions*" tiver a palavra "*reshoring*" uma vez, a célula correspondente terá o valor 1.

Observa-se no Quadro 3, os parâmetros configurados no CountVectorizer.

Quadro 3: Parâmetros

Parâmetro	Valor	Explicação
max_features	500	O vocabulário é limitado às 500 palavras mais frequentes, descartando termos muito raros
min_df	5	Apenas uma palavra entra no vocabulário se aparecer em pelo menos 5 <i>tweets</i> diferentes
max_df	0.7 (70%)	Palavras que aparecem em mais de 70% dos <i>tweets</i> são descartadas por serem genéricas demais

Fonte: O Autor

Esses filtros garantem que o vocabulário contenha apenas palavras com poder discriminativo, isto é, não são raras a ponto de serem irrelevantes, nem comuns a ponto de não diferenciar tópicos.

3.2.6.2 TREINAMENTO DO MODELO LDA

O modelo LDA foi treinado utilizando a implementação da biblioteca *scikit-learn* (classe *LatentDirichletAllocation*) com os seguintes parâmetros:

Tabela 3: Parâmetros para o modelo LDA

Parâmetro	Valor	Explicação
n_components	6	Número de tópicos a serem descobertos
max_iter	20	Número máximo de passagens sobre os dados para ajustar o modelo
learning_method	batch	O modelo processa todos os <i>tweets</i> de uma vez (não incrementalmente)
random_state	42	Semente aleatória fixa, garantindo que o resultado seja reprodutível

Fonte: O Autor

O número de 6 tópicos foi definido empiricamente. Foram configurações de 4 a 8 tópicos e selecionou-se aquela cujos tópicos apresentaram a melhor coerência interpretativa, isto é, aquela em que as palavras de maior peso de cada tópico formavam temas semanticamente claros e distintos entre si, evitando tanto a fragmentação de um mesmo tema em vários tópicos, quanto a fusão de temas distintos em um único tópico.

Cada tópico é representado pelas 10 palavras com maior probabilidade de pertencer àquele tópico. A atribuição de tópico a cada *tweet* é feita pelo critério de maior probabilidade: o *tweet* é associado ao tópico que melhor o descreve (argmax da distribuição documento-tópico). Os tópicos identificados foram:

Quadro 4: Tópicos Latentes

Tópico	Palavras de Maior Peso	Interpretação
T1	<i>supply chain, reshoring, China, friendshoring, trade</i>	Reshoring e comércio com a China
T2	<i>relocation, sustainability, business, focus, read, carbon</i>	Relocalização e sustentabilidade corporativa
T3	<i>offshoring, carbon, emissions, China, countries, production</i>	Offshoring e emissões de carbono
T4	<i>supply, chain, manufacturing, reshoring, nearshoring, strategy</i>	Estratégia de cadeia de suprimentos
T5	<i>jobs, offshoring, years, nearshoring, production, companies</i>	Empregos e produção industrial
T6	<i>nearshoring, supply, chain, Mexico, local, reshoring</i>	Nearshoring nas Américas

Fonte: O Autor

3.2.7 DASHBOARD INTERATIVO

Os resultados de todas as análises foram consolidados no *dashboard* interativo, construído como um arquivo HTML, disponível para visualização no Apêndice A e para download em: https://alecmh.github.io/tcc-relocation-strategies-ghg/dashboard_discurso_tweets_v2.html. O *dashboard* utiliza a biblioteca de gráficos Chart.js (versão 4.5.1), carregada via CDN (*Content Delivery Network*), e código JavaScript para a interatividade, todos acessos são gratuitos.

Todos os dados da análise são embutidos diretamente no arquivo HTML em formato JSON, o que significa que o *dashboard* pode ser aberto em qualquer navegador moderno, compartilhado por e-mail ou armazenado em nuvem sem necessidade de servidor ou *software* adicional.

O *dashboard* oferece 11 gráficos, todos atualizáveis dinamicamente por meio de um filtro de ano.

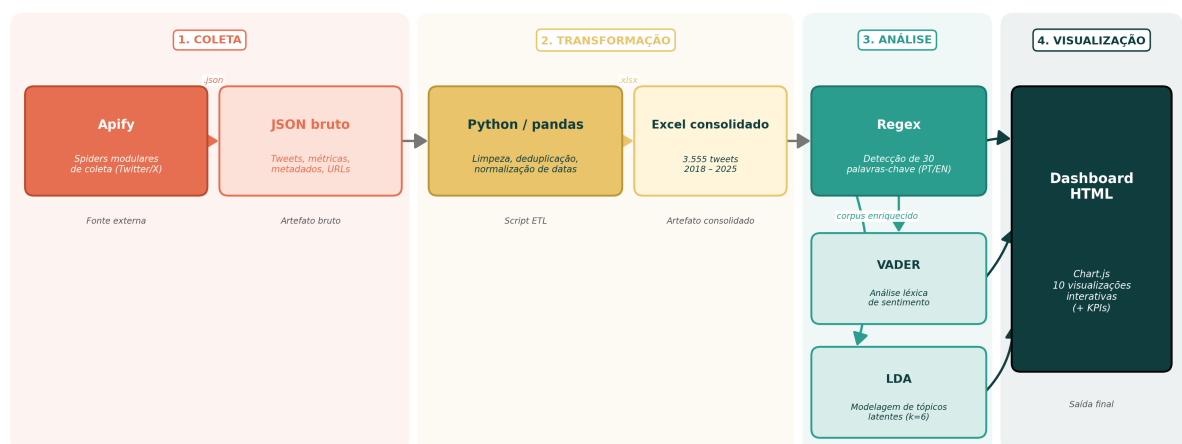
- Cartões KPI (*Key Performance Indicators*): exibem métricas-resumo no topo da página: total de *tweets* no período, quantidade de *tweets* positivos, quantidade de negativos, *compound* médio e palavra-chave mais frequente.
- Volume de *Tweets* por Ano: gráfico de barras mostrando a evolução quantitativa do discurso ao longo dos anos, com linha de tendência sobreposta.
- Sentimento ao Longo do Tempo: gráfico de linha dupla com dois eixos: No eixo esquerdo, encontra-se o *compound* médio e ao lado direito, percentual de *tweets* positivos, permitindo visualizar a evolução do tom discursivo.
- Distribuição de Sentimento: gráfico de rosca mostrando a proporção total de *tweets* positivos, neutros e negativos no período selecionado.

- e) Distribuição de Tópicos (LDA): gráfico de barras horizontais mostrando quantos *tweets* foram atribuídos a cada um dos 6 tópicos.
- f) Frequência de Palavras-chave: gráfico de barras horizontais com as 20 palavras-chave mais encontradas nos *tweets*.
- g) Coocorrência de Palavras-chave: gráfico de barras horizontais mostrando os 15 pares de palavras-chave que mais aparecem juntos no mesmo *tweet*.
- h) Evolução de *Keywords* ao Longo dos Anos: gráfico de linhas múltiplas mostrando como a frequência das 6 principais palavras-chave variou de ano para ano.
- i) Tópicos por Ano: gráfico de barras empilhadas mostrando a distribuição de tópicos em cada ano, permitindo identificar mudanças temáticas ao longo do tempo.
- j) *Heatmap* de Coocorrência: mapa de calor em formato de grade 15x15 mostrando a intensidade da coocorrência entre as 15 palavras-chave mais frequentes. Cores mais intensas indicam pares mais frequentes.
- k) Tabela dos Top 50 *Tweets*: tabela interativa com os 50 *tweets* de maior engajamento, calculado como a soma de *retweets*, curtidas, respostas e citações, com colunas ordenáveis, *badge* de sentimento e lista de palavras-chave.

3.2.8 RESUMO DO FLUXO DE PROCESSAMENTO

A Figura 1 resume o fluxo completo de processamento, enquanto o Quadro 5 apresenta as ferramentas utilizadas.

Figura 1: Fluxograma do processamento



Fonte: O Autor

Quadro 5: Ferramentas utilizadas

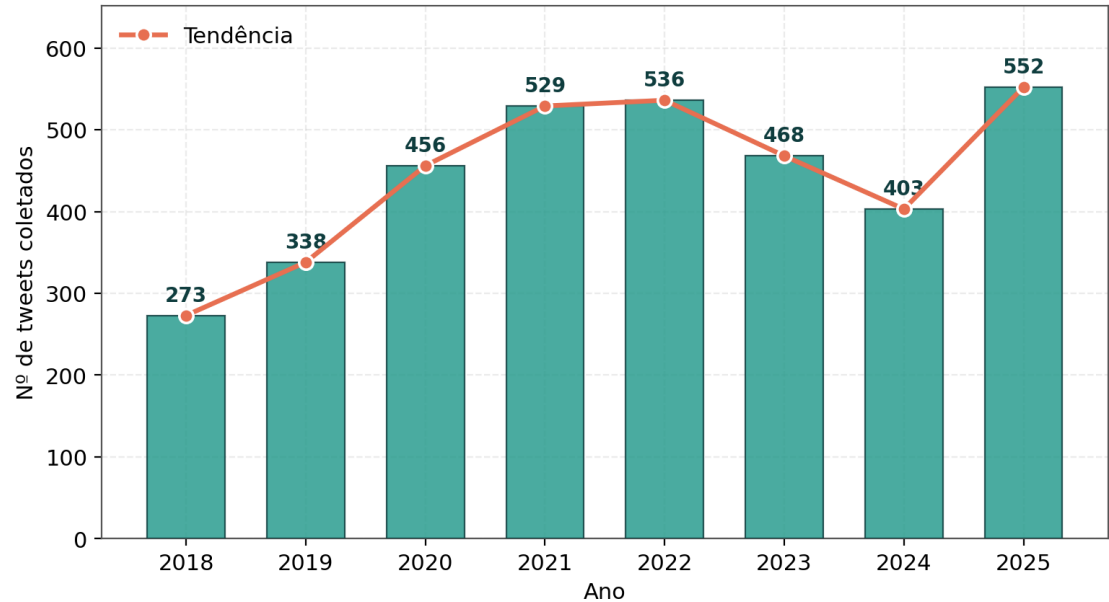
Ferramenta	Versão	Finalidade
Python	3.10+	Linguagem de programação principal do fluxo de processamento
pandas	2.x	Manipulação, limpeza e consolidação de dados tabulares
openpyxl	3.x	Leitura e escrita de arquivos Excel (.xlsx)
re (nativa)	—	Expressões regulares para detecção de palavras-chave
vaderSentiment	3.3.2	Análise de sentimento (VADER) para classificação de polaridade
scikit-learn	1.x	CountVectorizer (vetorização) e LatentDirichletAllocation (LDA)
Chart.js	4.5.1	Biblioteca JavaScript para gráficos interativos no dashboard
Apify (Twitter <i>Scraper</i>)	—	Plataforma de coleta automatizada de <i>tweets</i>

Fonte: O Autor

4 RESULTADO

Esta seção apresenta os resultados da análise computacional de 3.555 *tweets* coletados entre 2018 e 2025, organizados conforme as visualizações geradas no *dashboard*. O gráfico de barras com linha de tendência mostra a evolução quantitativa do discurso ao longo dos oito anos analisados. Os dados mostram uma trajetória de crescimento consistente entre 2018 e 2022, seguida de uma retração em 2023 e 2024, e um retorno de crescimento em 2025, como se vê na Figura 2.

Figura 2: Evolução da quantidade ao longo do tempo



Fonte: O Autor

A Tabela 4 mostra o ano, quantidade de *tweets* nesse período e variação em relação ao ano anterior.

Tabela 4: Quantidade de *tweets* por ano

Ano	<i>Tweets</i>	Variação (%)
2018	273	—
2019	338	+23,8
2020	456	+34,9
2021	529	+16,0
2022	536	+1,3
2023	468	-12,7
2024	403	-13,9
2025	552	+37,0

Fonte: O Autor

É possível observar que, entre 2018 e 2022, o volume praticamente dobrou em quatro anos, saltando de 273 para 536 *tweets*. Esse crescimento coincide com dois fenômenos globais de grande impacto sobre as cadeias de suprimentos, que trouxeram o debate sobre a realocação produtiva para o centro da agenda pública e acadêmica. O primeiro desses fenômenos foi a guerra comercial EUA-China, iniciada em 2018 com a imposição de tarifas sobre mais de 60% das importações americanas provenientes da China, a maioria na alíquota de 25% (Freund *et al.*, 2024). Gur e Dilek (2023), ao analisarem a rivalidade econômica EUA-China no contexto do *reshoring*, argumentam que o neo-protecionismo e as políticas de automação foram mobilizados estrategicamente para incentivar o retorno de atividades manufatureiras ao território americano, configurando o *reshoring* como objetivo central da política industrial dos Estados Unidos. Esse ambiente de incerteza tarifária e desacoplamento produtivo ampliou significativamente o interesse público pelo tema, o que se reflete no crescimento consistente do volume discursivo observado nos dados entre 2018 e 2019. Os Quadros 6 e 7, apresentam 2 *tweets* que demonstram este contexto.

Quadro 6: *Tweet* #432 de 24/06/2019

<i>Tweet</i>	"Trump signed an executive order in May authorizing new measures to protect the security of the U.S. telecom supply chain, and the potential relocation requirement has surfaced as one way to implement his directive"
Data de publicação	2019-06-24
Endereço virtual	https://twitter.com/politico/status/1143272199706566659
Interpretação	Evidencia o uso da política industrial (ordem executiva) para impor realocização.

Quadro 7: *Tweet* #87 de 25/05/2018

<i>Tweet</i>	"Lighthizer "frustrated that US carmakers with operations in Canada and Mexico...would rather swallow a 2.5 per cent tariff when exporting into the American market than comply with the Trump administration far-reaching demands aimed at reshoring the auto supply chain""
Data de publicação	2018-05-25
Endereço virtual	https://twitter.com/toddntucker/status/1000009207750561793

Interpretação	Documenta, na fala do Representante de Comércio dos EUA, o reshoring como objetivo declarado da política tarifária.
---------------	---

O segundo fenômeno foi a pandemia de COVID-19, que expôs, entre 2020 e 2021, as vulnerabilidades estruturais das cadeias globais de valor. Sherman (2020), ao documentar a reestruturação das cadeias no período pandêmico, constatam que 94% das empresas listadas na Fortune 1000 reportaram ter sido afetadas por choques de oferta relacionados à COVID-19, tornando a resiliência uma prioridade dos executivos. Niu *et al.* (2025), reforçam que, diferentemente de disrupções anteriores, como o terremoto de Tohoku, no Japão, em 2011, por exemplo, a pandemia afetou simultaneamente todas as etapas das cadeias, da oferta de matérias-primas à logística de distribuição, gerando escassez de insumos, atrasos sistêmicos e uma reavaliação profunda das estratégias de localização. Os autores ainda indicam que as cadeias pós-COVID-19 tendem a ser mais curtas, com estratégias cada vez mais orientadas à realocação e ao *backshoring*. Essa intensificação do debate explica o salto de 338 *tweets* em 2019 para 456 em 2020 (+34,9%) e 529 em 2021 (+16,0%), período em que a crise de semicondutores e o colapso logístico global dominaram a narrativa pública. O Quadro 8 mostra um *tweet* que representa o cenário no contexto da pandemia.

Quadro 8: *Tweet* #667 de 02/04/2020

<i>Tweet</i>	"The #COVID19 pandemic is the moment of reckoning for the last three decades of elite consensus that stipulated globalization & offshoring our supply chain to China was the path forward. This wreckage has been brought about by greed & sheer ignorance of other cultures and politics"
Data de publicação	2020-04-02
Endereço virtual	https://twitter.com/andrewmichta/status/1245511706870243328
Interpretação	Sintetiza o discurso na época de COVID-19 sobre revisão estrutural das estratégias de localização.

O pico de 2022 reflete a continuidade dessas preocupações, agora agravada por um novo fenômeno: a crise energética europeia, deflagrada pela invasão russa da Ucrânia. Fernández-Miguel *et al.* (2022) documentam como a interrupção do fornecimento de matérias-primas provenientes da região do Donbas afetou cadeias industriais europeias intensivas em recursos, como a indústria cerâmica italiana, evidenciando que riscos geopolíticos não mitigados se convertem em rupturas operacionais concretas. É nesse contexto de pandemia, guerra e crise climática atuando de forma simultânea e reforçadora (Kalvelage; Tups, 2024), que emerge o conceito de *friendshoring*. O termo designa a estratégia de reordenar as cadeias de suprimentos em direção a países geopoliticamente alinhados (Vivoda, 2023). Vivoda (2023) argumenta que o *friendshoring* se consolida como uma abordagem central para elevar a resiliência das cadeias

diante de crises, tanto na perspectiva das empresas quanto dos Estados, complementando as estratégias de *reshoring* e *nearshoring* já em curso. O Quadro 9 mostra um tweet que representa a distinção entre as estratégias de realocização.

Quadro 9: *Tweet #1847 de 20/07/2022*

<i>Tweet</i>	"The supply chain crisis has greatly contributed to inflation. Janet Yellen has been touting the idea of "friend-shoring". Not to be confused with onshoring or nearshoring, friend-shoring will somewhat limit the supply chain to allied nations."
Data de publicação	2022-07-20
Endereço virtual	https://twitter.com/StrongEconomics/status/1549752354425032705
Interpretação	Diferencia <i>friendshoring</i> de <i>reshoring/nearshoring</i> .

Entretanto, houve uma queda acumulada de 24,8% entre 2022 e 2024, que pode ser interpretada como uma normalização do discurso após o pico pandêmico. O *Global Supply Chain Pressure Index* (GSCPI), indicador composto desenvolvido pelo *Federal Reserve Bank* de Nova Iorque, permaneceu abaixo da média histórica durante a maior parte de 2023 e 2024, sinalizando pressões logísticas inferiores ao padrão (Benigno *et al.*, 2022). Contudo, a prática da realocização não cessou pois, conforme o levantamento *Trade in Transition do Economist Impact*, 97% das empresas pesquisadas no final de 2023 declararam estar reconfigurando suas cadeias de suprimentos, um aumento em relação aos 92% de 2022, embora o foco tenha migrado de respostas emergenciais para estratégias de crescimento rentável (Deloitte, 2024).

O maior volume de toda a série histórica foi em 2025, com 552 *tweets*, sugerindo um renovado interesse impulsionado pela convergência de três vetores contextuais que são associados ao período, entendidos neste trabalho, como forças de natureza político-econômica e que sustentam a retomada do discurso. O primeiro são as políticas industriais de caráter estratégico adotadas pelas maiores economias: nos Estados Unidos, o *CHIPS and Science Act* de 2022 destinou 52,7 bilhões de dólares à manufatura de semicondutores e 24 bilhões em investimentos privados anunciados como resultado da legislação (*CHIPS Act*, 2022); na Europa, o *European Chips Act*, regulamentado em setembro de 2023, mobilizou 11 bilhões de euros para dobrar a participação europeia na produção global de chips de 10% para 20% até 2030 (Regulamento UE 2023/1781). López *et al.* (2025) demonstram que a reconfiguração das cadeias de valor em setores estratégicos, como semicondutores, baterias e aço, pode gerar economia líquida na pegada de carbono da UE, evidenciando sinergias entre resiliência e metas climáticas. O teor do cenário pode ser observado no Quadro 10.

Quadro 10: *Tweet #1995 de 17/11/2022*

<i>Tweet</i>	"A lot has been written recently about semiconductor supply chain diversification, the US CHIPS Act, the EU CHIPS Act, onshoring, friendshoring, the Chips 4 Alliance, and semiconductor industrial policies in Japan, South Korea, and Taiwan. A thread."
Data de publicação	2022-11-17
Endereço virtual	https://twitter.com/pstAsiatech/status/1593287926430937089
Interpretação	Mostra a convergência entre a estratégia de <i>friendshoring</i> , com o <i>CHIPS Act</i> (EUA) e <i>EU Chips Act</i> , legislações que visam fortalecer a produção de chips semicondutores destes blocos.

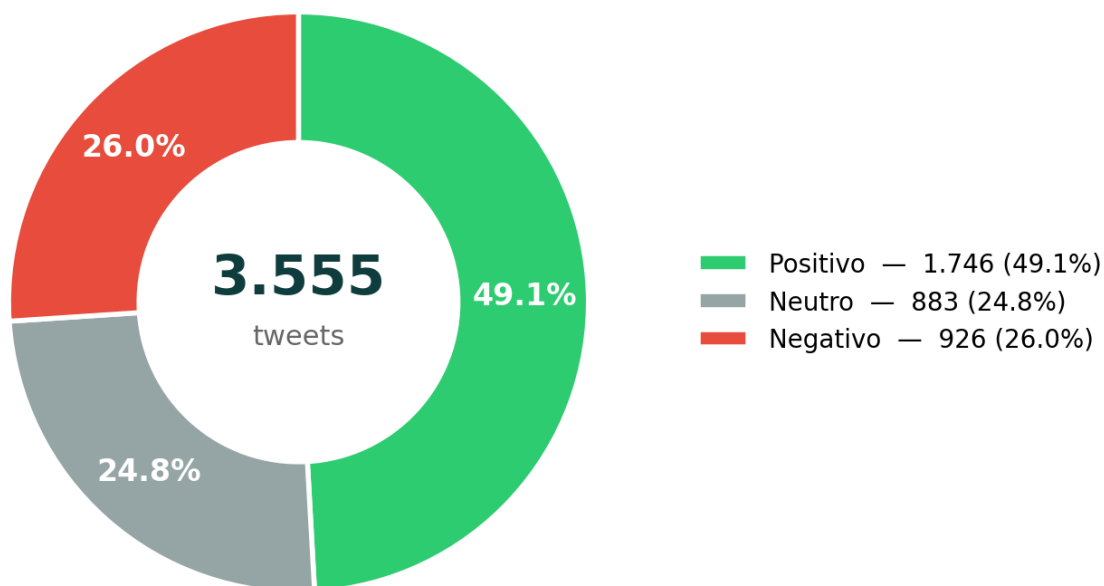
O segundo vetor é a intensificação dos compromissos climáticos como motor de política industrial. Meckling (2021) argumenta que o Acordo de Paris criou um ciclo de retroalimentação no qual metas climáticas mais ambiciosas demandam maior intervenção industrial, tornando a convergência entre *reshoring* e descarbonização cada vez mais central. Por fim, o terceiro vetor é o acirramento das tensões geopolíticas, com a nova onda tarifária dos Estados Unidos sobre produtos chineses a partir de 2025 e o aprofundamento das estratégias de *friendshoring* (Ando, M.; Hayakawa, K.; Kimura, F.; Mukunoki, H., 2025; Kalvelage; Tups, 2024), o sentimento pode ser observado pelo *tweet* do Quadro 11.

Quadro 11: *Tweet* #3081 de 28/02/2022

<i>Tweet</i>	The "Made in China" era is officially over. For the first time, Mexico has surpassed China as America's top trading partner. A 2024 Kearney report shows the largest annual spike in reshoring activity to date.
Data de publicação	2025-05-07
Endereço virtual	https://twitter.com/ChrisContrado/status/1920154199524061321
Interpretação	<i>Tweet</i> de alto engajamento (183 curtidas, 47 <i>retweets</i>) que sintetiza o vetor geopolítico-tarifário de 2025: o México ultrapassa a China como principal parceiro comercial dos EUA, consolidando o <i>reshoring/nearshoring</i> como reconfiguração estrutural da cadeia de suprimentos.

Uma das intenções na análise do discurso é verificar o tom das discussões sobre o tema. O gráfico de rosca apresenta a distribuição agregada dos 3.555 *tweets* entre as três categorias de sentimento VADER, como se observa na Figura 3.

Figura 3:Distribuição agregada de sentimentos



Fonte: O Autor

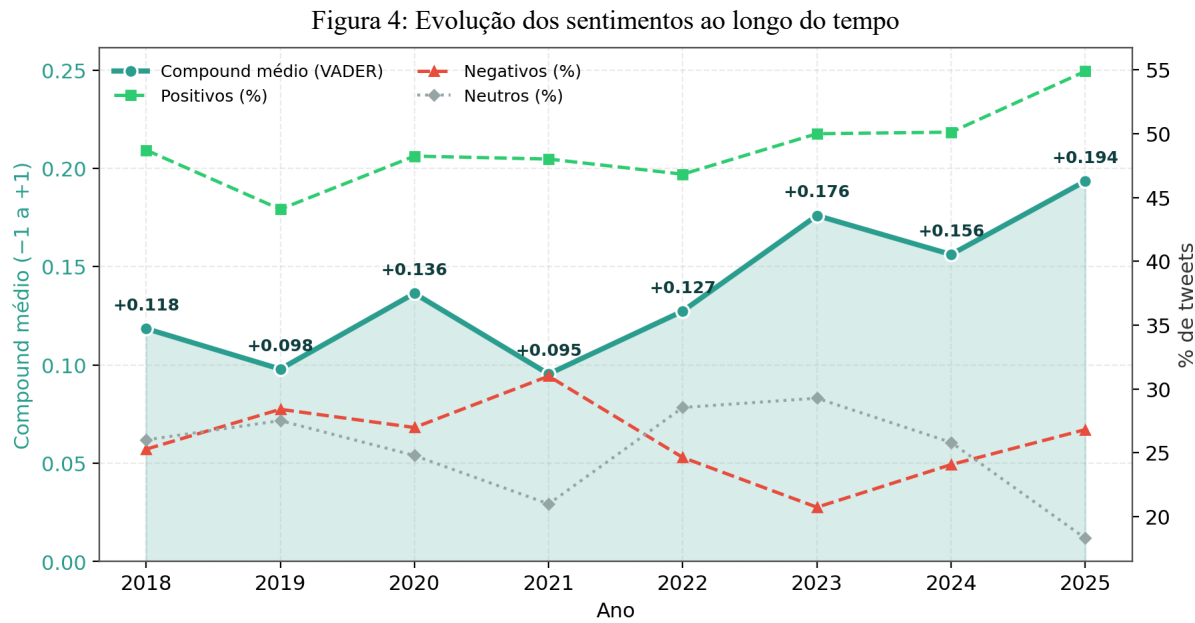
Cerca de 49,1% são positivos, isto é, quase metade do *corpus* expressa um sentimento favorável. Isso inclui *tweets* que defendem a estratégia de realocização como benéfica, que investem em produção local, ou que associam *nearshoring/reshoring* a benefícios ambientais e econômicos.

Entretanto, 926 *tweets*, 26,0% do total, são negativos. Pouco mais de um quarto do *corpus* carrega sentimento desfavorável. Estes *tweets* criticam a dependência excessiva de cadeias globais, denunciam o *offshoring* como causa da perda de empregos ou do aumento de emissões, ou expressam frustração com as disrupções logísticas. Os outros 883 *tweets* (24,8%) têm sentimento neutro. Aproximadamente um quarto dos *tweets* é informativo ou descritivo, sem carga sentimental clara. Incluem o compartilhamento de notícias, dados estatísticos ou relatórios sem posicionamento editorial.

A predominância de *tweets* positivos reforça a interpretação de que o discurso sobre *reshoring* e sustentabilidade é predominantemente propositivo, isto é, mais orientado à proposição de alternativas do que à simples denúncia de problemas. Os autores desses *tweets*, em sua maioria, não apenas identificam problemas nas cadeias globais, mas também defendem ativamente alternativas de realocização como solução.

Analisando a evolução deste sentimento anualmente, a Figura 4 exibe quatro séries temporais: o *compound* médio, a média aritmética das notas individuais de todos os *tweets* de

um determinado ano no eixo esquerdo, e os percentuais de *tweets* positivos, negativos e neutros no eixo direito.



Fonte: O Autor

O *compound* médio permanece praticamente estável até 2021. Após este ano, ele apresentou uma tendência ascendente ao longo do período, partindo de 0,0954 (mínimo, em 2021) e atingindo 0,1935 (máximo, em 2025). Todos os valores são positivos, indicando que o discurso sobre *reshoring* e sustentabilidade no X/Twitter possui, em média, um tom levemente otimista.

O ano de 2021 representa o menor valor em sentimento e maior percentual de *tweets* negativos de 31,0%. O discurso nesse período enfatizava frustração, crítica a dependência da China e preocupação com disrupções, como se observa no Quadro 12. A partir de 2022, o *compound* médio sobe consistentemente. Essa tendência reflete uma mudança de tom, em que o discurso migra da denúncia de problemas para a proposição de soluções. Termos como *friendshoring*, *nearshoring* e *reshoring* passam a ser associados a narrativas de oportunidade, resiliência e transição ambientalmente consciente, elevando o sentimento médio.

Quadro 12: *Tweet* #1374 de 26/08/2021

<i>Tweet</i>	"Offshoring our supply chains to China and then picking a fight with China is leading to sustained supply chain problems...INCONCEIVABLE!"
Data de publicação	2021-08-26
Endereço virtual	https://twitter.com/LukeGromen/status/1430687249151168518

Interpretação	<i>Tweet</i> de alto engajamento com 472 curtidas que sintetiza, em uma frase, o tom crítico que caracteriza um sentimento negativo: denúncia do <i>offshoring</i> como erro estratégico e atribuição das disrupções logísticas à dependência da China.
---------------	---

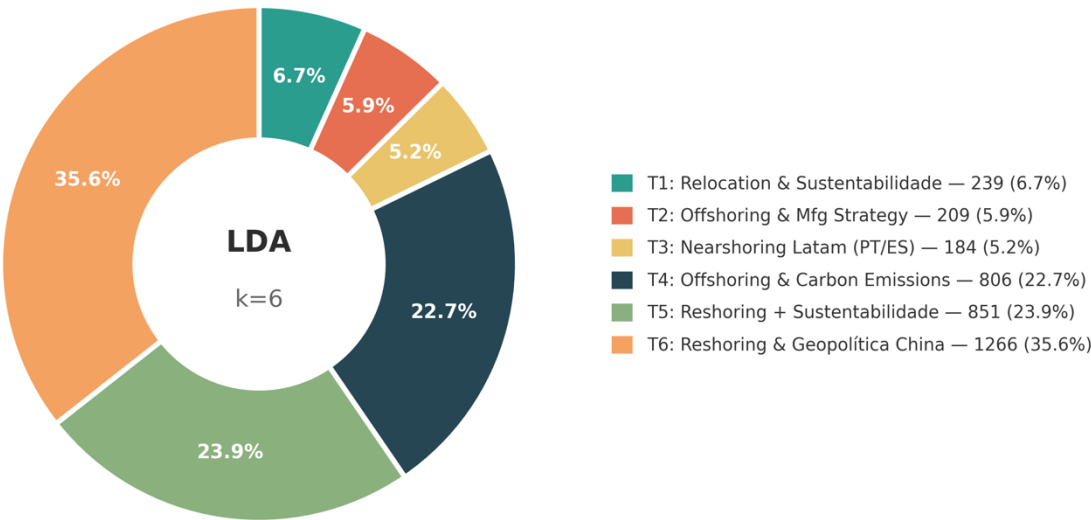
Observa-se que, em 2025, tem-se o maior *compound* (0,1935), o maior percentual de positivos (54,9%) e o menor percentual de neutros (18,3%). Essa combinação pode indicar uma polarização do discurso em que as opiniões estão mais definidas e o tom otimista predomina; possivelmente refletindo a maturação de políticas industriais e a percepção de que estratégias de realocização são viáveis e desejáveis. O Quadro 13 demonstra o sentimento à época.

Quadro 13: *Tweet* #3466 de 13/12/2025

<i>Tweet</i>	"Our announcement with LS Cable & System demonstrates Virginia's leadership in reshoring American manufacturing and securing critical supply chains. This \$689 million investment will create 430 new jobs and a new and growing domestic supply chain for magnetic copper wire and rare earth magnets. Built with a trusted ally in South Korea, this project shows how economic growth and supply-chain security go hand in hand."
Data de publicação	2025-12-13
Endereço virtual	https://twitter.com/GovernorVA74/status/1999910233502556318
Interpretação	<i>Tweet</i> do Governador da Virgínia (EUA) que associa <i>reshoring</i> a benefícios econômicos concretos (US\$ 689 mi, 430 empregos) e à segurança da cadeia.

A Figura 5 apresenta um gráfico de rosca da distribuição dos *tweets* entre os 6 tópicos latentes, identificados pelo modelo LDA, enquanto a Tabela 5 mostra a distribuição de sentimento por tópico identificado.

Figura 5: Tópicos latentes agregados



Fonte: O Autor

Tabela 5: Distribuição de sentimento por tópico

Tópico	Total	Positivo	Neutro	Negativo
T1: <i>Relocation & Sustainability</i>	239	46,4%	37,2%	16,3%
T2: <i>Offshoring & Manufacturing Strategy</i>	209	32,5%	30,6%	36,8%
T3: <i>Nearshoring & Latam (PT/ES)</i>	184	21,7%	49,5%	28,8%
T4: <i>Offshoring & Carbon Emission</i>	806	41,2%	26,1%	32,8%
T5: <i>Reshoring & Sustainability</i>	851	66,2%	23,6%	10,2%
T6: <i>Reshoring & China Trade</i>	1.266	49,9%	18,0%	35,6%

Fonte: O Autor

O tópico dominante do *corpus* é o T6: *Reshoring & Geopolítica China*, que concentra 35,6% do total, com sentimento positivo de 49,9%, negativo de 35,6%, 18,0% neutro e *compound* médio de +0,12. Esse resultado é coerente com o período analisado entre 2018 e 2025, no qual eventos como a guerra comercial EUA-China, a pandemia de COVID-19 e o *CHIPS Act* norte-americano intensificaram o debate público sobre a repatriação de cadeias produtivas (Gereffi, 2020; OECD, 2024).

O segundo tópico em volume é o T5: *Reshoring & Sustentabilidade*, com 23,9% dos *tweets* e o maior *compound* médio de toda a análise (+0,311), além da maior proporção de sentimento positivo. Isso sugere que, quando o discurso conecta *reshoring* à sustentabilidade e à logística, o tom se torna otimista, o que está alinhado à literatura que aponta o encurtamento das cadeias como estratégia de redução da emissão de carbono (López *et al.*, 2025; Shaikh; Sarder, 2024), assim como se nota no Quadro 14.

Quadro 14: *Tweet* #1705 de 05/05/2022

<i>Tweet</i>	"\$DM is a pure play for supply chain disruption across metal, polymers, ceramics and elastomers! Mass produce with additive to make borderless production real, enable inventory of 1, localization, reshoring and more sustainable production"
Data de publicação	2022-05-05
Endereço virtual	https://twitter.com/ricfulop/status/1522024702025293825
Interpretação	Concentra simultaneamente os termos-marcadores do T5 (<i>localization, reshoring, sustainable production</i>) numa narrativa propositiva e tecnocientífica.

O terceiro tópico em frequência é o T4: *Offshoring & Carbon Emissions*, com 22,7%. É o tópico com maior carga negativa relativa, cujas palavras de maior peso como *offshoring, carbon, emissions, CO₂, UK* (Reino Unido), China, revelam o *offshoring* como vetor de emissões de carbono transferidas para países com regulação ambiental menos rigorosa. Esse fenômeno, denominado *carbon leakage* na literatura, tem sido documentado no contexto europeu por López *et al.* (2025), que estimam que 63% das emissões globais de CO₂ são

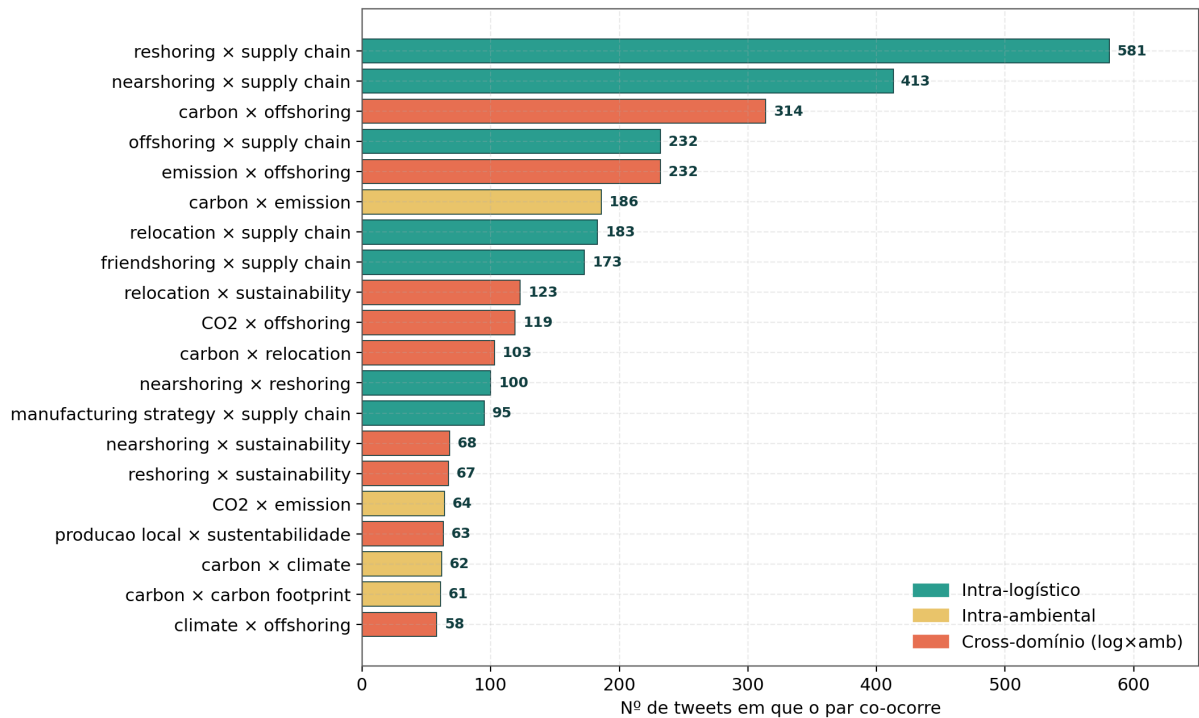
liberadas em países fora da União Europeia, ainda que esta consuma os bens ali produzidos. Neste contexto, o *tweet* do Quadro 15 exemplifica o contexto.

Quadro 15: *Tweet* #453 de 14/07/2019

<i>Tweet</i>	"Over the last two decades the UK has reduced emissions – but it has done so in part by offshoring those emissions. That isn't tackling global emissions – it is passing the buck to poorer countries."
Data de publicação	2019-07-14
Endereço virtual	https://twitter.com/jeremycorbyn/status/1150374633771659264
Interpretação	<i>Tweet</i> de Jeremy Corbyn (líder do <i>Labour</i> , partido trabalhista do Reino Unido, à época) com 2.683 curtidas. Voz política amplifica o enquadramento de denúncia.

Os outros três tópicos menores, que, em conjunto, representam apenas 17,8% do *corpus*, revelam dimensões complementares do debate. O T1: *Relocation* & Sustentabilidade (6,7%), com termos como *Vietnam*, *job*, *technology* e *development*, captura discussões sobre diversificação de fornecedores para além da China, com sentimento predominantemente positivo (46,4%) e *compound* de +0,167. O T2: *Offshoring* & *Manufacturing Strategy* tem 5,9% do total e é o único tópico com *compound* médio próximo de zero (−0,006) e alta proporção de sentimentos negativos (36,8%), refletindo a indecisão do discurso sobre estratégias de manufatura global, em particular no contexto europeu, como indicado pelo termo *eu* e deslocalização. Por fim, o T3: *Nearshoring Latam* (PT/ES), com 5,2%, concentra publicações em espanhol e português sobre a reconfiguração logística nas Américas, fenômeno documentado pelo crescimento do *nearshoring* no México como alternativa à dependência asiática (Pietrobelli; Seri, 2023). O gráfico de barras horizontais da Figura 6 revela quais pares de palavras-chave aparecem juntas no mesmo *tweet* com maior frequência. O gráfico apresenta os 20 pares de termos que mais aparecem conjuntamente em um mesmo *tweet* ao longo da coletânea de 3.555 publicações. A cor de cada barra indica o eixo semântico da associação: verde para pares intra-logísticos, termos de realocação entre si, amarelo para pares intra-ambientais, termos de emissão entre si, e laranja para pares *cross-domínio*, isto é, aqueles que cruzam o eixo logístico com o eixo ambiental, estes são os de maior relevância analítica para os objetivos desta pesquisa.

Figura 6: Pares de ocorrência



Fonte: O Autor

Os três pares de maior frequência, *reshoring* × *supply chain* (581), *nearshoring* × *supply chain* (413) e *offshoring* × *supply chain* (232), revelam que o termo *supply chain* atua como ponto comum em torno do qual as estratégias de realocização são articuladas. Esse resultado posiciona as decisões de *reshoring* e *nearshoring* como reconfigurações fundamentais da gestão de cadeias de suprimentos, e não apenas como escolhas de localização fabril (Fernández-Miguel *et al.*, 2022; OECD, 2024). O par *nearshoring* × *reshoring* indica que os dois conceitos são frequentemente tratados como estratégias complementares no mesmo *tweet*, o que reflete a prática empresarial de combinar realocização regional e repatriação doméstica como resposta ao risco de concentração geográfica. O par *friendshoring* × *supply chain* (173) confirma que o conceito cunhado em 2022 penetrou naturalmente no discurso digital, sendo diretamente associado à reestruturação de cadeias produtivas. Nesse sentido, o estudo de Blanga-Gubbay e Rubínová (2023) demonstra que as estratégias de *friendshoring*, *nearshoring* e *reshoring* devem ser analisadas simultaneamente como reordenamentos nos padrões de abastecimento dos grandes polos produtivos globais.

No eixo *cross-domínio*, que pertence tanto ao eixo logístico quanto ao eixo ambiental, o par de maior frequência é *carbon* × *offshoring*, seguido por *emission* × *offshoring* e *CO2* × *offshoring*. Juntos, esses três pares totalizam 665 coocorrências e constituem a principal articulação discursiva entre realocização produtiva e impacto ambiental no *corpus*. Ying *et al.*

(2024) demonstram que uma diferença de um dólar no preço do carbono entre o país consumidor e o país produtor está associada a um aumento de 0,13% a 0,27% nas emissões incorporadas às exportações do país produtor. Os pares *relocation* × *sustainability* (123) e *carbon* × *relocation* (103) indicam que uma parcela significativa do *corpus* enquadra a realocação produtiva como uma medida com motivação ambiental, em linha com Fernández-Miguel *et al.* (2022), que demonstram que estratégias de *nearshoring* e *reshoring* resultam em redução progressiva das emissões de CO₂ em comparação com modelos de abastecimento global de longa distância. Um exemplo disso pode ser visto no Quadro 16.

Quadro 16: *Tweet* #3337 de 15/10/2025

<i>Tweet</i>	"Yes, & it's worse than this. Half of the UK's decarbonisation since the Climate Change Act has been achieved by offshoring emissions. That means importing fossil fuels produced abroad or importing goods manufactured with carbon emitting processes. We just moved the emissions."
Data de publicação	2025-10-15
Endereço virtual	https://twitter.com/gavinantonyrice/status/1978382510066221525
Interpretação	O <i>tweet</i> mobiliza o conceito de <i>carbon leakage</i> , fenômeno que descreve quando políticas climáticas rígidas em um país fazem com que empresas migrem sua produção para países com regulação mais fraca, conecta diretamente ao par <i>carbon</i> × <i>offshoring</i> .

No eixo ambiental, os pares *carbon* × *emission* (186), CO₂ × *emission* (64) e *carbon* × *carbon footprint* (61) formam um subgrupo semântico que articula diferentes métricas de mensuração do impacto ambiental em um mesmo *tweet*. A coocorrência desses termos sugere que os autores mais engajados nesse eixo utilizam vocabulário técnico diversificado e preciso, indicativo de familiaridade com a literatura de inventários de GEE e análise de ciclo de vida. O par *carbon* × *climate* (62) reforça essa interpretação, conectando as emissões a um debate climático mais amplo e corroborando a perspectiva de Walter (2021), para quem as cadeias energéticas respondem por aproximadamente dois terços das emissões globais provenientes da queima de combustíveis fósseis.

O par produção local × sustentabilidade (63) é o único composto integralmente por termos em português, concentrando publicações de usuários brasileiros ou lusófonos. Embora represente um volume menor em relação aos pares em inglês, sua presença é metodologicamente relevante por duas razões: demonstra que há um subgrupo discursivo em língua portuguesa articulando a realocação produtiva ao argumento da sustentabilidade, como se nota no *tweet* do Quadro 17; e confirma a pertinência do recorte desta pesquisa, uma vez que o *corpus* capturou, mesmo em uma plataforma predominantemente anglófona, o debate sobre produção local e sustentabilidade ambiental no contexto nacional. Os pares *nearshoring* × *sustainability* (68) e *reshoring* × *sustainability* (67), com frequências simétricas, sugerem que

a articulação explícita entre estratégias de realocização e sustentabilidade é uma dimensão minoritária, porém consistente, do discurso. Modelos de otimização de redes logísticas multimodais demonstram que o *nearshoring* da manufatura, como o redirecionamento para o México, acelera a adoção de veículos elétricos e contribui para reduções de emissões de carbono na cadeia de distribuição global (Çapar et al., 2025), dado que em 2023 o México consolidou-se como o principal parceiro comercial dos Estados Unidos, superando a China, impulsionado pelo redirecionamento de cadeias produtivas motivado pela guerra comercial iniciada em 2018 (BBVA Research, 2024).

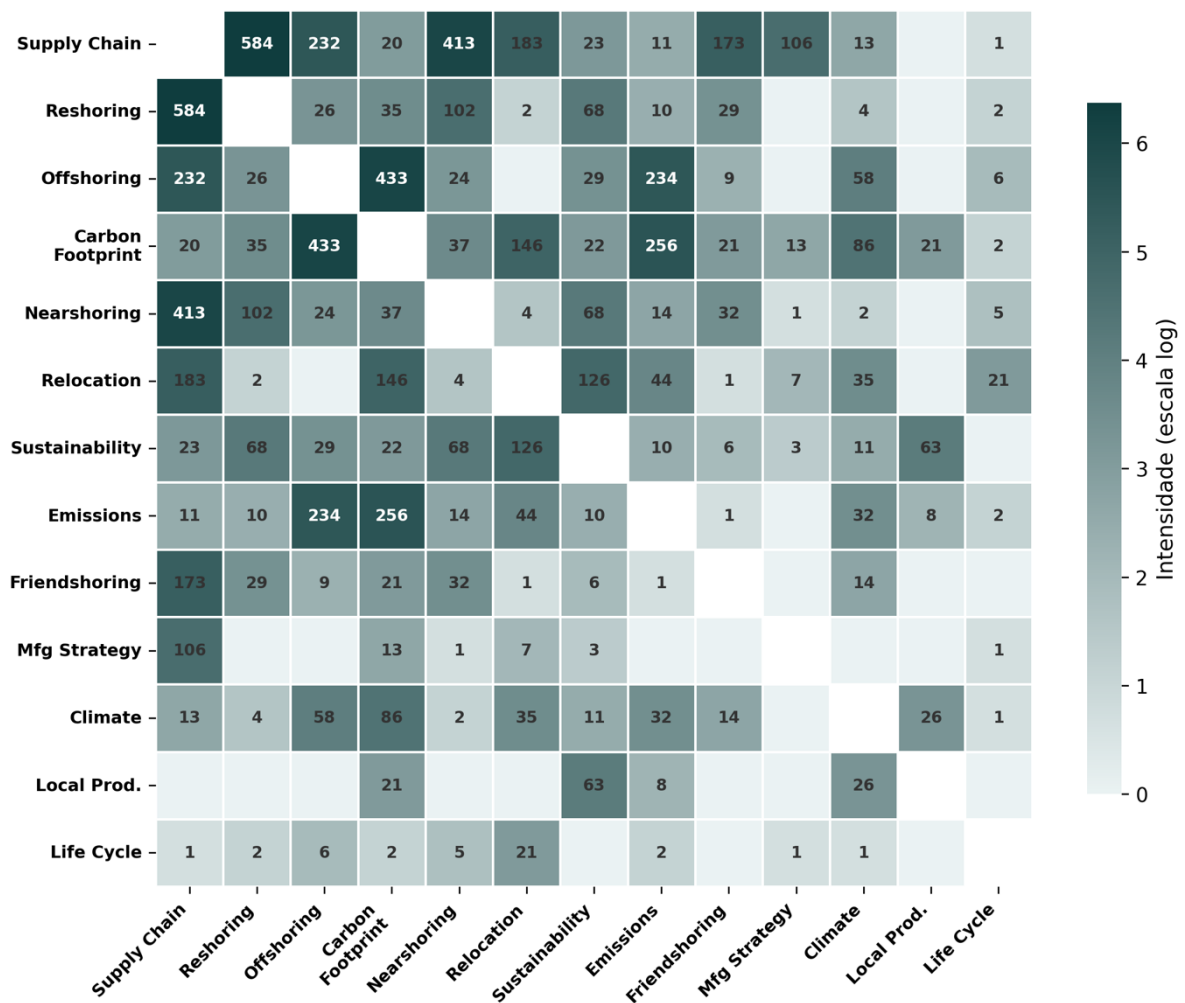
Quadro 17: *Tweet* #320 de 16/03/2019

<i>Tweet</i>	"Defender a produção local, reduzindo a amplitude dos ciclos de produção e consumo, travar a liberalização do comércio mundial, diminuindo o consumo energético e de emissão de gases com efeito de estufa e com graves consequências no plano económico e social."
Data de publicação	2019-03-16
Endereço virtual	https://twitter.com/100pcentComuna/status/1106990553462460418
Interpretação	O <i>tweet</i> articula com precisão argumentativa o par produção local × sustentabilidade, vinculando localização, redução de consumo energético e emissão de GEE.

A estrutura de coocorrências revela, portanto, que o discurso sobre *reshoring* no X/Twitter opera em três frentes temáticas relativamente distintas, uma dominante, orientada pela lógica estratégica e geopolítica da cadeia de suprimentos; uma secundária, que conecta *offshoring* a emissões de carbono por meio de uma narrativa de responsabilidade ambiental; e uma emergente, que articula explicitamente realocização e sustentabilidade.

O mapa de calor de coocorrência da Figura 7 exhibe a intensidade das associações entre os 13 termos-chave mais frequentes da coletânea, organizado em uma matriz simétrica na qual a profundidade da cor indica a força de cada par de palavras. A leitura cruzada das linhas e colunas permite identificar três clusters semânticos principais: um centrado nas estratégias de realocização e cadeia de suprimentos, um segundo orientado ao eixo ambiental carbono-emissões, e um terceiro que conecta sustentabilidade à produção local.

Figura 7: Mapa de calor de concorrências



Fonte: O Autor

Os pares de maior intensidade no mapa envolvem *supply chain* como ponto comum. Os valores *supply chain* × *reshoring* (584), *supply chain* × *nearshoring* (413), *supply chain* × *friendshoring* (173), *supply chain* × *relocation* (183) e *supply chain* × *manufacturing strategy* (106) revelam que, independentemente do tipo de estratégia de realocização discutida, o termo *supply chain* atua sistematicamente como âncora semântica do discurso. Esse padrão é interpretado como evidência de que o debate público sobre *reshoring* é estruturalmente enquadrado na linguagem da gestão de cadeias de suprimentos, e não apenas na lógica de política industrial ou de localização fabril isolada. Essa interpretação é corroborada por McIvor *et al.* (2025), para quem a decisão de *reshoring* não constitui apenas uma escolha de localização, mas engloba um conjunto mais amplo de opções de abastecimento como produção local interna, uso de fornecedores locais e endereçamento de problemas de sustentabilidade na operação *offshoring*. Além disso, o par *nearshoring* × *reshoring* (102) indica que essas duas estratégias são frequentemente usadas no mesmo *tweet* como alternativas complementares, o que reflete a

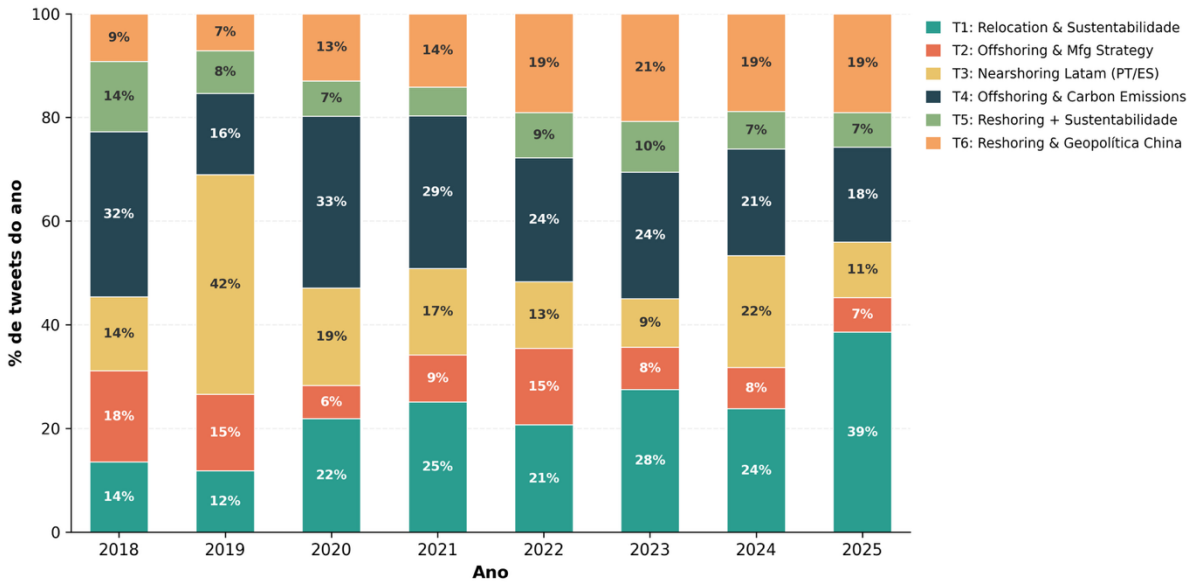
prática empresarial de combinar repatriação doméstica e realocização regional como resposta simultânea ao risco de concentração geográfica (Fernández-Miguel *et al.*, 2022).

O segundo conjunto com pares de maior intensidade é formado por aqueles que articulam *offshoring* e *carbon footprint* ao vocabulário de emissões. O cruzamento *carbon footprint* × *offshoring* (433) é o segundo maior valor individual da matriz, superado apenas por *supply chain* × *reshoring*, e os pares *emissions* × *carbon footprint* (256), *emissions* × *offshoring* (234) e *carbon* × *offshoring* consolidam um eixo semântico robusto no qual a externalização da produção é discursivamente associada ao aumento da pegada de carbono. O par *climate* × *carbon footprint* (86) e *climate* × *offshoring* (58) conecta as emissões do *offshoring* a um debate climático mais amplo, alinhado com a literatura de análise de ciclo de vida que prevê a avaliação dos impactos ambientais ao longo de toda a cadeia produtiva, desde a extração de matérias-primas até o descarte final do produto (ISO 14040; Hülágü *et al.*, 2025).

O terceiro conjunto identificado no mapa agrupa os pares *sustainability* × *relocation* (126), *sustainability* × *reshoring* (68), *sustainability* × *nearshoring* (68) e local prod. × *sustainability* (63). Embora esses valores sejam quantitativamente inferiores aos dos dois conjuntos de pares anteriores, sua coexistência na coletânea é relevante, pois indica que uma parcela do discurso enquadra explicitamente a realocização produtiva como estratégia de sustentabilidade. O par local prod. × *sustainability* (63), composto integralmente por termos em português evidencia que usuários brasileiros ou de outros países que usam o português articulam produção local e sustentabilidade como conceitos interdependentes. Esse achado é consistente com a literatura de gestão sustentável de cadeias de suprimentos, na qual governos, investidores e consumidores exercem pressão crescente para que as empresas incorporem critérios ambientais, sociais e de governança (ESG) às suas decisões de abastecimento (Mohsin *et al.*, 2025). Nessa perspectiva, Shaikh e Sarder (2024) argumentam que o *reshoring* pode ser simultaneamente uma decisão economicamente lucrativa e ambientalmente positiva, uma vez que o encurtamento das distâncias logísticas reduz emissões de transporte e o retorno a países com matrizes energéticas mais limpas pode diminuir as emissões de processo produtivo.

O gráfico de barras empilhadas da Figura 8, revela como a composição temática do discurso, os tópicos latentes, mudou ao longo do tempo.

Figura 8: Composição temática ao longo do tempo



Fonte: O Autor

O Quadro 18 mostra o período, tópico dominante, volume do ano em percentual e contexto.

Quadro 18: Tópicos dominantes por ano

Período	Tópico Dominante	% do ano	Contexto
2018	T4: <i>Offshoring & Carbon Emission</i>	32%	Guerra comercial EUA-China
2019	T2: <i>Nearshoring</i> Latam	42%	Pico tarifário EUA-China; intensificação do debate climático (COP25)
2020	T4: <i>Offshoring & Carbon Emission</i>	33%	Pandemia, foco em resiliência
2021	T4: <i>Offshoring & Carbon Emission</i>	29%	Crise de semicondutores
2022	T4: <i>Offshoring & Carbon Emission</i>	24%	Guerra na Ucrânia; crise energética
2023	T1: <i>Relocation & Sustainability</i>	28%	CHIPS Act e políticas industriais verdes
2024	T1: <i>Relocation & Sustainability</i>	24%	Consolidação geopolítica
2025	T1: <i>Relocation & Sustainability</i>	39%	<i>Reshoring</i> como agenda central

Fonte: O Autor

O gráfico de barras empilhadas e a tabela síntese revelam uma transformação estrutural no discurso sobre *reshoring* e sustentabilidade ambiental no X/Twitter ao longo dos oito anos analisados, caracterizada por duas fases discursivas distintas: uma fase dominada pelas consequências ambientais do *offshoring* (2018–2022), e uma fase de consolidação da agenda de realocização sustentável (2023–2025).

Entre 2018 e 2022, o tópico *Offshoring & Carbon Emissions* exerceu dominância, com percentuais que variaram de 24% a 33% do total de *tweets* de cada ano. Em 2018, o debate foi iniciado em um contexto de aceleração da guerra comercial EUA-China, em que os Estados Unidos impuseram tarifas sobre mais de 60% das importações chinesas, concentradas na faixa

de 25%, iniciando um processo de redistribuição das cadeias produtivas globais que envolveu, não a redução de emissões, mas sua redistribuição para terceiros países com intensidade carbônica frequentemente maior do que a da China (Freund *et al.*, 2024; Yuang *et al.*, 2023).

O ano de 2019 apresenta o dado mais singular da série histórica: o tópico T3, *Nearshoring* Latam, PT/ES, composto majoritariamente por publicações em espanhol e português, assumiu a liderança com 42% dos *tweets* do ano. No plano geopolítico, a intensificação das tensões tarifárias EUA-China, com tarifas de até 25% impostas sobre mais de 60% das importações chinesas, e a pressão pública da administração Trump para que empresas norte-americanas buscassem alternativas à China tornaram o México uma opção logística pela competitividade salarial e pela fronteira terrestre de 3.000 quilômetros com os EUA (CEPR, 2023; Brookings, 2024). No plano climático, a COP25, realizada em Madri em dezembro de 2019, sob presidência chilena, mobilizou o debate sobre os mecanismos de mercado de carbono do Acordo de Paris, ampliando o engajamento de usuários latino-americanos nas plataformas digitais (*House of Commons Library*, 2019).

Embora tenha assumido a liderança em 2019, impulsionado pela conjuntura tarifária que projetou o México como alternativa logística aos Estados Unidos, o T3 responde por apenas 5,2% do corpus agregado e é composto majoritariamente por publicações em espanhol e português. Trata-se, portanto, de um pico isolado, e não de uma conclusão sustentada: o debate latino-americano sobre *nearshoring* surge em reação a um evento geopolítico específico e não se consolida como fluxo discursivo contínuo. A escassez desse discurso admite pelo menos duas leituras não excludentes. A primeira leitura diz respeito ao enquadramento geográfico do próprio fenômeno: como o *nearshoring* se estrutura predominantemente em torno da proximidade entre México e Estados Unidos (Pietrobelli; Seri, 2023), o debate tende a ser percebido como uma agenda norte-americana, o que desloca o Brasil para uma posição periférica na conversação e concentra o pouco discurso lusófono em referências ao caso mexicano. A segunda leitura remete a barreiras linguísticas e culturais que dificultam a articulação do tema no contexto brasileiro e que, combinadas às diferenças de visibilidade que estruturam as redes sociais digitais, fazem com que os enunciados em português alcancem menor circulação e engajamento do que os produzidos em inglês.

Sob a perspectiva da análise crítica do discurso em mídias sociais, essa representação revela que a agenda que conecta realocização produtiva e sustentabilidade ainda não foi apropriada de forma robusta pelo discurso público brasileiro, achado que converge com a escassez de literatura nacional que articule explicitamente os dois temas.

Em 2020 e 2021, o tópico T4 retornou à liderança com 33% e 29%, respectivamente, em resposta aos dois maiores eventos de disrupção logística da década. A pandemia de COVID-19 expôs a fragilidade das cadeias globais de valor ao paralisar simultaneamente a oferta e a demanda em escala mundial (Gereffi, 2020), enquanto 2021 foi marcado pela crise global de semicondutores, que custou à indústria automobilística norte-americana uma perda estimada de US\$ 210 bilhões em receita e impediu a produção de aproximadamente 8 milhões de veículos (CFR, 2023).

O ano de 2022 representa uma inflexão de composição, pois embora T4 ainda figure como tópico dominante (24%), sua margem sobre os demais se reduz significativamente. T6: *Reshoring & Geopolítica China* salta para 19% e T2: *Offshoring & Manufacturing Strategy* cresce para 15%, sinalizando diversificação temática impulsionada pela crise energética europeia após o conflito Rússia-Ucrânia e pela emergência do conceito de *friendshoring*, que direciona cadeias produtivas para países aliados como estratégia de mitigação de risco geopolítico (Ando, M.; Hayakawa, K.; Kimura, F.; Mukunoki, H., 2025).

A partir de 2023, o tópico T1 (*Relocation & Sustentabilidade*) assume a liderança de forma consistente, consolidando uma transição discursiva de relevância analítica. O tópico T1 atinge seu maior percentual em toda a série histórica, ao mesmo tempo em que concentra o maior *compound* médio de sentimento positivo do compilado. Isso indica que, quando o discurso articula explicitamente realocização produtiva e sustentabilidade ambiental, o tom se torna marcadamente otimista, o que é consistente com a literatura que aponta o encurtamento das cadeias como estratégia de redução simultânea de emissões e custos logísticos (López *et al.*, 2025; Fernández-Miguel *et al.*, 2022). A consolidação de T1 em 2025 reflete ainda o impacto de políticas industriais orientadas por objetivos climáticos, como o *CHIPS Act* norte-americano e o *European Chips Act*, que conectam explicitamente a agenda de realocização produtiva à agenda de descarbonização (Rodrik, 2023).

5 CONCLUSÃO

O objetivo geral desta pesquisa consistiu em analisar os padrões discursivos sobre estratégias de realocização produtiva e sua relação com as emissões de gases de efeito estufa no setor logístico, com a finalidade de identificar se, e de que modo, o discurso público espontâneo articula essas duas agendas, a partir de um corpus de 3.555 tweets coletados entre 2018 e 2025. A leitura conjunta dos resultados permite afirmar que esse objetivo foi alcançado e que o discurso digital sobre o tema não se organiza de forma aleatória ou fragmentada, mas

segue um padrão coerente em que os termos se relacionam entre si e compartilham um ponto de referência comum ao longo de todo o período analisado, o termo *supply chain*. Esse argumento manifesta-se em três planos analíticos que se reforçam mutuamente. No primeiro, o volume de publicações comporta-se como um termômetro dos choques sistêmicos sobre as cadeias globais de valor como a guerra comercial EUA-China, a pandemia de COVID-19 e a crise energética europeia deflagrada pela guerra entre Rússia e Ucrânia, e das respostas de política industrial que se seguiram a eles. No segundo, a estrutura semântica do discurso revelou-se estável e ancorada no termo *supply chain*, organizando-se em três camadas: uma dominante, de natureza estratégica e geopolítica; uma de denúncia ambiental do *offshoring*; e uma emergente, que articula a realocização sustentável. No terceiro, a evolução temporal expôs uma transição de fase, da denúncia das consequências ambientais do *offshoring*, predominante entre 2018 e 2022 sob a dominância do tópico T4 referente à *Offshoring & Emissão de Carbono*, para a proposição da realocização como instrumento de descarbonização, consolidada entre 2023 e 2025 sob a liderança dos tópicos T1: *Relocalização & Sustentabilidade* e T5: *Reshoring & Sustentabilidade*.

A opção pela análise do discurso espontâneo, em vez da revisão bibliográfica tradicional, mostrou-se a escolha metodológica adequada, e os próprios dados comprovam essa adequação. A revisão bibliográfica convencional alcança apenas posicionamentos já estabilizados, revisados e filtrados editorialmente, sendo incapaz de captar o momento em que uma ideia ainda está em discussão. A análise do discurso espontâneo em tempo real, ao contrário, registrou precisamente aquilo que a literatura formal não documenta: a transição de enquadramento da denúncia para a proposição enquanto ela ocorria, bem como os 665 pares de coocorrência cross-domínio, articulando os termos *carbon*, *emission* e *CO₂* ao termo *offshoring*, que demonstram que as agendas de resiliência e de descarbonização já estão articuladas no debate público.

Diante do exposto, este trabalho oferece três contribuições. No plano metodológico, demonstra a viabilidade de combinar análise de sentimento (VADER), modelagem de tópicos latentes (LDA) e análise de coocorrências em um *corpus* de redes sociais para mapear a estrutura e a evolução de discursos no campo da gestão de operações. No plano empírico-teórico, evidencia-se o caráter discursivo e evolutivo no tempo refletindo a convergência entre realocização e descarbonização. Por fim, ao documentar a escassez de debates em língua portuguesa, expressa no tópico T3, que reúne apenas 5,2% do *corpus*, e no par produção local × sustentabilidade, com 63 ocorrências, fornece sustentação empírica, e não uma limitação

invalidante, ao pouco conteúdo encontrado na literatura brasileira que conecte explicitamente os dois temas.

Além dessas contribuições, o *dashboard* interativo desenvolvido nesta pesquisa evidencia um potencial de aplicação prática que vai além da função de síntese dos resultados. Por consolidar, em uma interface única e passível de avaliação anual por meio do filtro embutido, assim como a inclusão de indicadores de volume, sentimento, tópicos dominantes e coocorrências, o instrumento pode ser adaptado como ferramenta de monitoramento da percepção pública sobre estratégias de realocização e suas implicações ambientais. Para empresas, especialmente as que operam cadeias globais de valor, essa capacidade de acompanhamento oferece subsídios para a gestão de reputação e para decisões de comunicação e de posicionamento em sustentabilidade, ao permitir identificar, em tempo quase real, inflexões no tom do debate e a emergência de enquadramentos críticos, como o de *carbon leakage*, antes que se consolidem. Para formuladores de políticas públicas, o mesmo instrumento pode operar como termômetro do apoio social a agendas de reindustrialização e descarbonização, auxiliando na definição do momento oportuno de instrumentos de política industrial que, como demonstrado ao longo desta análise, respondem e repercutem sobre o discurso público.

Como sugestão para trabalhos futuros, indica-se a ampliação do *corpus* com fontes em língua portuguesa a fim de aprofundar a análise na perspectiva nacional. Além disso, é importante realizar a aplicação de modelos de *embeddings* textuais (técnica de Inteligência Artificial que transforma palavras, frases ou documentos em vetores), como o BERTopic, que poderia capturar detalhes não detectadas pelo LDA. Ainda, vê-se a oportunidade de analisar e relacionar os discursos a dados quantitativos de emissões. A presente pesquisa documentou a convergência entre os discursos de realocização e de descarbonização, mas não verificou se essa relação discursiva corresponde a reduções mensuráveis de GEE no setor logístico. Estudos futuros poderiam confrontar a série temporal do discurso com inventários de emissões.

REFERÊNCIAS

- ABBASI, M.; NILSSON, F. Themes and challenges in making supply chains environmentally sustainable. **Supply Chain Management: An International Journal**, v. 17, n. 5, p. 517-530, 2012.
- ADENSO-DÍAZ, B. et al. Reshoring decision-making: an analysis of operational, tactical and strategic factors. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 18, n. 9, p. 4873, 2021.
- AKKAN, M. M. **Reshoring decisions in supply chains and Industry 5.0 optimization: AI based sustainable decision support model**. 2025.
- ALTENBURG, T.; PADILLA, R. **Green industrial policy in emerging economies**. Cheltenham: Edward Elgar Publishing, 2021.
- AN, Duong Thi Binh et al. Application of social media in supply chain 4.0 practices: a bibliometric analysis and research trends. **Operations Management Research**, [s. l.], 2023.
- ANDO, Mitsuyo; HAYAKAWA, Kazunobu; KIMURA, Fukunari; MUKUNOKI, Hiroshi. **Friend- and Near-Shoring in Factories America, Asia, and Europe amid Rising Geopolitical Tensions**. Chiba: Institute of Developing Economies (IDE/JETRO), 2025.
- ANTRÀS, Pol; CHOR, Davin. **Organizing the global value chain**. *Econometrica*, v. 81, n. 6, p. 2127–2204, nov. 2013.
- ARLBJØRN, J. S.; MIKKELSEN, O. S. Backshoring manufacturing: notes on an important but under-researched theme. **Journal of Purchasing and Supply Management**, v. 20, n. 1, p. 60-62, 2014.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO (ABEPRO). Áreas da Engenharia de Produção. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 43., 2023, Natal. **Anais [...]: a contribuição da engenharia de produção para desenvolvimento sustentável das organizações: cadeias circulares, sustentabilidade e tecnologias**. Natal: ABEPRO, 2023. p. 1-5.
- ARYANPUR, V.; ROGAN, F. Decarbonising road freight transport: The role of zero-emission trucks and intangible costs. **Scientific Reports**, v. 14, n. 2113, 24 jan. 2024.
- BALLOU, R. H. Gerenciamento da cadeia de suprimentos/logística empresarial. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2006.
- BARBOSA, J. L. N. et al. Introdução ao Processamento de Linguagem Natural usando Python. In: ESCOLA REGIONAL DE INFORMÁTICA DO PIAUÍ. **Livro Anais: artigos e minicursos**, v. 1, n. 1, p. 336-360, jun. 2017.
- BARDIN, L. **Análise de conteúdo**. Tradução de Luís Antero Reto e Augusto Pinheiro. São Paulo: Edições 70, 2011. 229 p.

BARTHOLOMEU, D. B.; PÉRA, T. G.; CAIXETA-FILHO, J. V. Logística sustentável: avaliação de estratégias de redução das emissões de CO₂ no transporte rodoviário de cargas. **Journal of Transport Literature**, v. 10, n. 3, p. 15-19, jul. 2016.

BBVA RESEARCH. Nearshoring and export diversification in Mexico. **International Trade Analysis**, abr. 2024.

BENIGNO, G. et al. A new barometer of global supply chain pressures. **Federal Reserve Bank of New York Staff Reports**, n. 1017, 2022.

BERBER SARDINHA, T. **Linguística de corpus**: histórico e problemática. DELTA: Documentação de Estudos em Linguística Teórica e Aplicada, São Paulo, v. 16, n. 2, p. 323-367, 2000.

BERBER SARDINHA, T. **Linguística de corpus**. Barueri: Manole, 2004.

BIRD, S.; KLEIN, E.; LOPER, E. **Natural language processing with Python**. Sebastopol: O'Reilly Media, 2009.

BLANGA-GUBBAY, M.; RUBÍNOVÁ, S. Is the global economy fragmenting? Geneva: World Trade Organization, Economic Research and Statistics Division, 2023.

BLEI, D. M.; NG, A. Y.; JORDAN, M. I. Latent Dirichlet Allocation. **Journal of Machine Learning Research**, v. 3, p. 993-1022, 2003.

BLEI, D. M. Probabilistic topic models. *Communications of the ACM*, v. 55, n. 4, p. 77-84, 2012.

BORNERT, X.; MUSOLINO, D. The manufacturing reshoring phenomenon: a policy-oriented analysis of factors driving the location decision. **Economies**, v. 12, n. 5, p. 100, abr. 2024.

BROOKINGS INSTITUTION. **USMCA and nearshoring**: the triggers of trade and investment dynamics in North America. Washington, D.C.: Brookings, mar. 2024.

ÇAPAR, İbrahim; RUMP, Christopher M.; SAWAYA, William; MOHAMED, Zubair; ALVES, Jessica. Green supply chain evolution: a multimodal logistics strategy for capping carbon emissions. **Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review**, v. 202, p. 104250, 2025.

CADARSO, María-Ángeles; LÓPEZ, Luis-Antonio; GÓMEZ, Nuria; TOBARRA, María-Ángeles. CO₂ emissions of international freight transport and offshoring: measurement and allocation. **Ecological Economics**, Amsterdam, v. 69, n. 8, p. 1682–1694, jun. 2010.

CARMEL, E.; ABBOTT, P. Why 'nearshore' means that distance matters. **Communications of the ACM**, v. 49, n. 10, p. 40-46, out. 2006.

CARTER, C. R.; ROGERS, D. S. A framework of sustainable supply chain management: moving toward new theory. **International Journal of Physical Distribution & Logistics Management**, v. 38, n. 5, p. 360-387, 2008.

CASEL I, H. de M.; NUNES, M. das G. V. (org.). **Processamento de Linguagem Natural: conceitos, técnicas e aplicações em Português**. 1. ed. [S. l.]: [s. n.], 2023.

CEPR — CENTRE FOR ECONOMIC POLICY RESEARCH. Shifting sands in cross-border supply chains: how Mexico emerged as a key player in the US-China trade war. **VoxEU**, dez. 2023.

CHOUDHARY, Nishat Alam; RAMKUMAR, M.; SCHOENHERR, Tobias; RANA, Nripendra P.; DWIVEDI, Yogesh K. Does reshoring affect the resilience and sustainability of supply chain networks? The cases of Apple and Jaguar Land Rover. **British Journal of Management**, v. 34, n. 3, p. 1138-1156, 2023.

CHURCHILL, R.; SINGH, L. A review of topic modeling methods. **ACM Computing Surveys**, v. 54, n. 10s, art. 215, nov. 2022.

COUNCIL ON FOREIGN RELATIONS. **The semiconductor supply chain: assessing national competitiveness**. Nova York: CFR, 2023.

CUI, H. et al. Carbon flow through continental-scale ground logistics transportation. **iScience**, v. 26, n. 1, p. 105792, jan. 2023.

DELOITTE. Restructuring the supply base: prioritizing a resilient, yet efficient supply chain. **Deloitte Insights**, 2024.

DIENG, A. B. et al. Topic modeling in embedding spaces. **Transactions of the Association for Computational Linguistics**, v. 8, p. 439-453, 2020.

DI STEFANO, Cristina et al. Manufacturing reshoring and sustainable development goals: a home versus host country perspective. **Sustainable Development**, [s. l.], v. 32, n. 1, p. 863–875, 2024.

DRYZEK, J. S. **The politics of the Earth: environmental discourses**. 3. ed. Oxford: Oxford University Press, 2013. 280 p.

EGBERT, J.; BIBER, D.; GRAY, B. **Designing and evaluating language corpora: a practical framework for corpus representativeness**. Cambridge: Cambridge University Press, 2022.

ELLRAM, L. M.; TATE, W. L.; PETERSEN, K. J. Offshoring and reshoring: an update on the manufacturing location decision. **Journal of Supply Chain Management**, v. 49, n. 2, p. 14-22, abr. 2013.

ESTADOS UNIDOS. CHIPS and Science Act of 2022. Public Law 117-167, 9 ago. 2022.

FAIRCLOUGH, N. **Discurso e mudança social**. Tradução de Izabel Magalhães. Brasília: Editora Universidade de Brasília, 2001. 316 p.

FERNÁNDEZ-MIGUEL, A. et al. Disruption in resource-intensive supply chains: reshoring and nearshoring as strategies to enable them to become more resilient and sustainable. **Sustainability**, v. 14, n. 17, p. 10909, ago. 2022.

FRATOCCHI, L.; DI MAURO, C.; BARBIERI, P.; NASSIMBENI, G.; ZANONI, A. When manufacturing moves back: concepts and questions. **Journal of Purchasing & Supply Management**, v. 20, n. 1, p. 54-59, 2014.

FRATOCCHI, L.; DI STEFANO, C. Does sustainability matter for reshoring strategies? A literature review. **Journal of Global Operations and Strategic Sourcing**, v. 12, n. 3, p. 449–476, 2019.

FRATOCCHI, L.; MAYER, J. The impact of environmental and social sustainability on the reshoring decision making and implementation process: insights from the bicycle industry. **Operations Management Research**, v. 16, p. 574–593, 2023.

FREUND, C. et al. Is US trade policy reshaping global supply chains? **Journal of International Economics**, v. 152, 2024.

GEREFFI, G. What does the COVID-19 pandemic teach us about global value chains? **Journal of International Business Policy**, v. 3, p. 287-301, 2020.

GHG PROTOCOL. **Corporate value chain (Scope 3) accounting and reporting standard**. Washington: World Resources Institute, 2011.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2019.

GUR, N.; DILEK, S. US–China economic rivalry and the reshoring of global supply chains. **The Chinese Journal of International Politics**, v. 16, n. 1, p. 61-83, 2023.

HAJER, M. A. **The politics of environmental discourse: ecological modernization and the policy process**. Oxford: Oxford University Press, p. 332, 1995.

HARLAND, C. M. et al. A conceptual model for researching the creation and operation of supply networks. **British Journal of Management**, v. 15, n. 1, p. 1-21, 2004.

HERRING, S. C. Computer-mediated discourse analysis: an approach to researching online behavior. In: BARAB, S. A.; KLING, R.; GRAY, J. H. (ed.). **Designing for virtual communities in the service of learning**. Nova York: Cambridge University Press, 2004. p. 338-376.

HIRSCHBERG, J.; MANNING, C. D. Advances in natural language processing. **Science**, v. 349, n. 6245, p. 261-266, jul. 2015.

HOUSE OF COMMONS LIBRARY. **Chile Madrid climate change conference: COP25**. Londres: UK Parliament, 2019.

HÜLAGÜ, Selin; DULLAERT, Wout; ERUGUZ, A. Sena; HEIJUNGS, Reinout; INGHELS, Dirk. Integrating life cycle assessment into supply chain optimization. **PLOS ONE**, [s. l.], v. 20, n. 1, e0316710, 2025. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0316710>.

HUTTO, C. J.; GILBERT, E. VADER: a parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text. In: INTERNATIONAL AAAI CONFERENCE ON WEB AND SOCIAL MEDIA, 8., 2014, Ann Arbor. **Proceedings [...]**. Palo Alto: AAAI Press, 2014.

INDURKHYA, N.; DAMERAU, F. J. (ed.). **Handbook of natural language processing**. 2. ed. Boca Raton: CRC Press, 2010.

IPCC. **Climate Change 2022**: Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. P. R. Shukla, J. Skea, R. Slade, A. Al Khourdajie, R. van Diemen, D. McCollum, M. Pathak, S. Some, P. Vyas, R. Fradera, M. Belkacemi, A. Hasija, G. Lisboa, S. Luz, J. Malley (eds.). Cambridge: Cambridge University Press, 2022.

IPCC. **Climate Change 2023**: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. H. Lee, J. Romero (eds.). Geneva: IPCC, 2023.

ISO 14040. **Environmental management**: life cycle assessment: principles and framework. Geneva: International Organization for Standardization, 2006.

IVANOV, D. Viable supply chain model: integrating agility, resilience and sustainability perspectives: lessons from and thinking beyond the COVID-19 pandemic. **Annals of Operations Research**, v. 319, p. 1411-1431, 2022.

JELODAR, H. et al. **Latent Dirichlet Allocation (LDA)** and topic modeling: models, applications, a survey. 2018.

JURAFSKY, D.; MARTIN, J. H. **Speech and language processing**. 2. ed. Upper Saddle River: Pearson Prentice Hall, 2009.

KALVELAGE, L.; TUPS, G. Friendshoring in global production networks: state-orchestrated coupling amid geopolitical uncertainty. **Zeitschrift für Wirtschaftsgeographie**, 2024.

KHOSRAVINIK, M. Social Media Critical Discourse Studies (SM-CDS). In: FLOWERDEW, J.; RICHARDSON, J. E. (ed.). **The Routledge handbook of critical discourse studies**. Londres: Routledge, 2017. p. 582-596.

KHURANA, D. et al. Natural language processing: state of the art, current trends and challenges. **Multimedia Tools and Applications**, v. 82, n. 3, p. 3713-3744, 2023.

LAKATOS, E. M.; MARCONI, M. de A. **Fundamentos de metodologia científica**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2003.

LIU, B. **Sentiment analysis and opinion mining**. San Rafael: Morgan & Claypool Publishers, 2012.

LIU, B.; ZHANG, L. **A survey of opinion mining and sentiment analysis**. In: AGGARWAL, C. C.; ZHAI, C. (ed.). Mining text data. Boston: Springer, 2012.

- LÓPEZ, L.-A. et al. Consequences of legislation-based reshoring for EU carbon emissions in global value chains. **Journal of International Business Policy**, 2025.
- MAINGUENEAU, D. **Discurso e análise do discurso**. Tradução de Sírío Possenti. São Paulo: Parábola Editorial, 2015. 192 p.
- MATSUYAMA, S.; CHAVES, G. de L. D. O reshoring como estratégia para fortalecer a resiliência nas cadeias de suprimentos. **AGORA: Revista de Divulgação Científica**, v. 20, n. 3, p. 24-40, 2024.
- McENERY, T.; BREZINA, V. **Fundamental principles of corpus linguistics**. Cambridge: Cambridge University Press, 2022.
- McIVOR, R. et al. Integrating sustainability and economic perspectives in reshoring: insights from the German automotive industry. **Supply Chain Management: An International Journal**, v. 30, n. 2, p. 213-232, 2025.
- McKINNON, A. C. Logistics and climate: an assessment of logistics' multiple roles in the climate crisis. **International Journal of Logistics Research and Applications**, p. 1-15, 2024.
- MECKLING, J. Making industrial policy work for decarbonization. **Global Environmental Politics**, v. 21, n. 4, p. 134-147, 2021.
- MIGUEL, P. A. C. Estudo de caso na Engenharia de Produção: estruturação e recomendações para sua condução. **Revista Produção**, São Carlos, v. 17, n. 1, p. 216-229, 2007.
- MOHSIN, M. et al. Examining the evolution of sustainable supply chain management: a systematic review and bibliometric analysis. **Sustainable Development**, 2025.
- MOOSAVI, J.; FATHOLLAHI-FARD, A. M.; DULEBENETS, M. A. Supply chain disruption during the COVID-19 pandemic: recognizing potential disruption management strategies. **International Journal of Disaster Risk Reduction**, v. 75, 2022.
- NADKARNI, P. M.; OHNO-MACHADO, L.; CHAPMAN, W. W. Natural language processing: an introduction. **Journal of the American Medical Informatics Association**, v. 18, n. 5, p. 544-551, 2011.
- NIU, Yimeng; WERLE, Niklas; COHEN, Morris; CUI, Shiliang; DESHPANDE, Vinayak; ERNST, Ricardo; HUCHZERMEIER, Arnd; TSAY, Andy A.; WU, Jing. Restructuring Global Supply Chains: Navigating Challenges of the COVID-19 Pandemic and Beyond. **Manufacturing & Service Operations Management**, v. 27, n. 4, p. 1025–1036, 2025.
- OECD. **Offshoring, reshoring and the evolving geography of jobs: a scoping paper**. Paris: OECD, 2024.
- ONDERSTEIJN, C. J. M. et al. (ed.). **Quantifying the agri-food supply chain**. Wageningen: Springer, 2006.

ORLANDI, E. P. **Análise de discurso: princípios e procedimentos**. 12. ed. Campinas: Pontes, 2015. 100 p.

PEDREGOSA, F. et al. Scikit-learn: machine learning in Python. **Journal of Machine Learning Research**, v. 12, p. 2825-2830, 2011.

PIETROBELLI, C.; SERI, C. **Reshoring, nearshoring and developing countries: readiness and implications for Latin America**. Maastricht: UNU-MERIT, 2023.

PLA-BARBER, J.; VILLAR, C.; NARULA, R. Governance of global value chains after the Covid-19 pandemic: a new wave of regionalization? **Business Research Quarterly**, v. 24, n. 3, p. 204-213, 2021.

PORSCHÉ CONSULTING. **Greenshoring: location decisions in reverse**. Stuttgart: Porsche Consulting, 2022.

POURHEJAZY, Pourya; ASHBY, Alison. Reshoring decisions for adjusting supply chains in a changing world: a case study from the apparel industry. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 18, n. 9, art. 4873, 2021.

RECUERO, R. **Redes sociais na internet**. Porto Alegre: Sulina, 2009.

RICHARDSON, R. J. **Pesquisa social: métodos e técnicas**. São Paulo: Atlas, 1985.

RODRIK, D. **Resilient production and green industrial policy**. Cambridge: Harvard Kennedy School, 2023.

SEEG. **Análise das emissões de 1970–2023 e suas implicações para as metas climáticas do Brasil**. 12. ed. Brasil, 2024.

SEURING, S.; MÜLLER, M. From a literature review to a conceptual framework for sustainable supply chain management. **Journal of Cleaner Production**, v. 16, n. 15, p. 1699-1710, 2008.

SHAIKH, M. P.; SARDER, M. **Economic and environmental sustainability through reshoring: a case study**. arXiv preprint arXiv:2406.05950, 2024.

SHAMOUT, Mohamed Dawood. Towards a cleaner and sustainable Europe and Central Asia: an investigation of the logistics-environment nexus. **Sustainable Development**, [s. l.], v. 32, n. 6, p. 6629–6642, 2024.

SHERMAN, E. 94% of the Fortune 1000 are seeing coronavirus supply chain disruptions: Report. **Fortune**, 21 fev. 2020.

SORALUZE, A. et al. Enriching Basque coreference resolution system using semantic knowledge sources. In: WORKSHOP ON COREFERENCE RESOLUTION BEYOND ONTONOTES (CORBON), 2., 2017, Valencia. **Proceedings [...]**. Stroudsburg: ACL, 2017.

STENTOFT, J.; MIKKELSEN, O. S.; JENSEN, J. K. Flexicurity and relocation of manufacturing. **Operations Management Research**, v. 9, n. 3-4, p. 133-144, 2016a

TSAY, A. A. Designing and controlling the outsourced supply chain. Foundations and Trends in Technology, **Information and Operations Management**, v. 7, n. 1-2, p. 1-160, 2013.

UNIÃO EUROPEIA. Regulamento (UE) 2023/1781 do Parlamento Europeu e do Conselho de 13 de setembro de 2023. **Jornal Oficial da União Europeia**, L 229, p. 1-53, 18 set. 2023.

VAYANSKY, Ike; KUMAR, Sathish A. P. A review of topic modeling methods. **Information Systems**, v. 101582, 2020.

VAN DIJK, T. A. **Discourse and power**. Basingstoke: Palgrave Macmillan, 2008. 320 p.

VAN HOEK, R. Responding to COVID-19 supply chain risks: insights from supply chain change management, total cost of ownership and supplier segmentation theory. **Logistics**, v. 4, n. 4, p. 1-18, set. 2020.

VIVODA, V. Friend-shoring and critical minerals: exploring the role of the Minerals Security Partnership. **Energy Research & Social Science**, v. 100, 2023.

WALTER, A. Emissões de gases de efeito estufa no setor de energia, no Brasil. **Revista Brasileira de Energia**, v. 27, n. 3, p. 155-160, 2021.

WANG, J. S. **Topic modeling: a complete introductory guide**. Austin: University of Texas, 2017.

WHEELWRIGHT, Steven C. Manufacturing strategy: defining the missing link. **Strategic Management Journal**, v. 5, n. 1, p. 77-91, 1984.

WIEDMANN, Thomas; LENZEN, Manfred. Environmental and social footprints of international trade. **Nature Geoscience**, [s. l.], v. 11, n. 5, p. 314–321, 2018.

YELLEN, Janet L. **Special address on the way forward for the global economy**. Discurso. Washington, D.C.: Atlantic Council, 13 abr. 2022. Disponível em: <https://www.atlanticcouncil.org/event/special-address-by-us-treasury-secretary-janet-l-yellen/>.

YING, Q. et al. Carbon leakage in a world of asymmetric carbon prices: evidence from emissions embodied in trade and effective carbon prices. **Energy Economics**, 2024.

YUANG, R.; RODRIGUES, J. F. D.; WANG, J.; BEHRENS, P. A. The short-term impact of US-China trade war on global GHG emissions from the perspective of supply chain reallocation. **Environmental Impact Assessment Review**, v. 98, p. 106980, 2023.

