



IMPACTO DA ADOÇÃO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS SOBRE O CONSUMO DE GASOLINA COMUM NO DISTRITO FEDERAL, BRASIL

Diego Ottoni de Araújo, Paulo Fernando Marschner

RESUMO

Este estudo investiga o impacto da adoção de veículos elétricos sobre o consumo de gasolina comum no Distrito Federal, Brasil. Foram construídas séries semanais, de janeiro de 2022 a junho de 2024, a partir de dados de notas fiscais eletrônicas sobre compras de combustível e veículos, preços médios da gasolina fornecidos pela ANP (Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis) e indicadores de atenção do consumidor extraídos do Google Trends. Um modelo vetorial autorregressivo (VAR) foi aplicado para estimar funções de resposta ao impulso e decompor a variância das variáveis, permitindo avaliar o efeito de diferentes determinantes sobre o consumo de gasolina. A expansão da frota de veículos com motor a combustão elevou significativamente o consumo, enquanto a introdução de veículos elétricos não apresentou efeito estatisticamente relevante, possivelmente em razão da baixa participação desses veículos na frota do Distrito Federal. O aumento do preço médio da gasolina e o indicador de atenção do consumidor reduziram o consumo semanal de forma significativa. Testes de robustez adicionais, incluindo a análise de preços de diesel e placebo, confirmaram a consistência das estimativas. Os achados oferecem subsídios para aprimorar previsões de arrecadação tributária, apoiar o planejamento orçamentário distrital e orientar políticas públicas voltadas à sustentabilidade fiscal e à transição energética.

Palavras-chave: Consumo de Gasolina; Previsão; Modelagem; Distrito Federal.

1 INTRODUÇÃO

O consumo de gasolina comum é estratégico para a economia brasileira, influenciando inflação, custo de vida e arrecadação pública (Miranda *et al.*, 2023). Como derivado de petróleo amplamente utilizado, é essencial para motores e figura entre os produtos químicos mais relevantes da sociedade moderna (Kraus, 2008), de modo que suas oscilações afetam diversos setores e estratos sociais. A intensificação de eventos climáticos extremos tem levado governos e organizações internacionais a priorizarem a descarbonização do transporte, ainda dependente de combustíveis fósseis (Xing *et al.*, 2021). Nesse cenário, substituir veículos com motor a combustão interna (ICEVs) por veículos elétricos (VEs) surge como estratégia capaz de reduzir significativamente a pegada de carbono no transporte urbano (Sabata *et al.*, 2023).

No Brasil, apesar de o setor automotivo ocupar a sexta posição mundial, a participação dos VEs ainda é limitada: apenas 5% dos 2,3 milhões de veículos novos registrados em 2023 eram elétricos (Anfavea, 2024). Em contrapartida, a rápida expansão dos ICEVs praticamente dobrou a demanda de gasolina em uma década, posicionando o país como o terceiro maior consumidor global (ANP, 2024a; EIA, 2024). No Distrito Federal (DF), a relevância da gasolina é ainda mais acentuada. Com cerca de 3 milhões de habitantes distribuídos em 5.802 km², o DF concentra a capital federal e apresenta uma economia orientada ao setor público e de serviços, mas fortemente dependente de combustíveis fósseis para transporte urbano e rodoviário. Apenas no primeiro quadrimestre de 2025, o Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Serviços (ICMS) arrecadado



totalizou R\$ 4 bilhões, dos quais R\$ 549 milhões (cerca de 15%) vieram da revenda de combustíveis, sobretudo gasolina comum. O setor figura entre os maiores contribuintes para a receita local, atrás apenas do atacado e varejo, reforçando sua importância para o planejamento orçamentário e a gestão fiscal (Secretaria de Estado de Economia, 2025).

Embora diversos estudos tenham analisado os impactos da eletrificação veicular sob múltiplas perspectivas (Shi *et al.*, 2016; Gajanayake *et al.*, 2020; Wu; Sun, 2022; Yadav *et al.*, 2024; Zaino *et al.*, 2024; Prolo *et al.*, 2025), ainda existem lacunas relevantes, especialmente em contextos locais e regionais, como o DF. No Brasil, marcado pela diversificação energética, com destaque para biocombustíveis e geração hidrelétrica, solar e eólica (Lima *et al.*, 2020), compreender os efeitos da eletrificação da frota sobre o consumo de gasolina é importante para embasar políticas de descarbonização e avançar na meta nacional de neutralidade de carbono até 2050 (Brasil, 2022). Além disso, Yu *et al.* (2021) ressaltam que previsões precisas da demanda por combustíveis fornecem base científica para decisões estratégicas de produção, planejamento industrial e formulação de políticas públicas.

Diante desse cenário, o presente estudo tem como objetivo analisar o impacto da adoção de VEs sobre o consumo de gasolina comum no DF. Para tanto, emprega-se um modelo vetorial autorregressivo (VAR), estimado a partir de dados fiscais extraídos de notas fiscais eletrônicas, que permitem incorporar informações sobre a composição da frota, juntamente com outros indicadores de atenção do consumidor e preços. Essa abordagem econométrica mostra-se especialmente adequada para séries temporais multivariadas, pois possibilita captar interdependências dinâmicas entre variáveis, mensurar efeitos contemporâneos e defasados, antecipar tendências e quantificar impactos de choques econômicos e de políticas (Sims, 1980).

Após a estimação, os modelos mostraram que a composição da frota exerce efeitos contrastantes sobre o consumo de gasolina: a aquisição de ICEVs aumentou o consumo, enquanto a introdução de VEs não apresentou efeito estatisticamente relevante, possivelmente devido à baixa participação desses veículos no DF. Entre os demais determinantes, o preço médio da gasolina teve o efeito mais pronunciado, reduzindo significativamente o consumo no curto prazo, e a atenção do consumidor, capturada pelas buscas no Google Trends, também apresentou impacto negativo e estatisticamente significativo, embora de menor magnitude. De forma geral, essas evidências aprofundam a compreensão sobre os determinantes da demanda por combustíveis e fornecem subsídios importantes para o aprimoramento da previsão fiscal e do planejamento orçamentário local.

Os resultados trazem contribuições relevantes para a literatura, a prática gerencial e a formulação de políticas públicas. A importância da pesquisa decorre do peso do ICMS sobre combustíveis na receita do DF, exigindo estimativas confiáveis de consumo. O estudo inova ao considerar, de forma conjunta, variáveis estruturais (como a presença de VEs na frota) e comportamentais (atenção dos consumidores via buscas online). Também dialoga com os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável da ONU, ao apoiar a gestão eficiente de combustíveis fósseis (ODS 7) e a redução de emissões (ODS 13). Os achados oferecem subsídios a órgãos públicos para melhorar a previsão de arrecadação, a pesquisadores para aprofundar análises sobre consumo e frota, e ao setor privado para ajustar estratégias comerciais e logísticas. Assim, a pesquisa fortalece decisões baseadas em evidências e contribui para políticas fiscais e energéticas mais sustentáveis.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

A transição global para um transporte de baixo carbono tem impulsionado pesquisas sobre



a adoção de VEs e seus efeitos sobre o consumo de combustíveis fósseis. A literatura evidencia que a substituição de ICEVs por VEs pode reduzir significativamente a pegada de carbono em ambientes urbanos (Sabata *et al.*, 2023). No entanto, a adoção desses veículos permanece desigual, concentrando-se principalmente na China, Europa e Estados Unidos (EUA), que em 2023 responderam por 95% dos 15 milhões de VEs vendidos (IEA, 2024).

No Brasil, o mercado de combustíveis para veículos leves tem registrado forte expansão nas últimas décadas, quase dobrando em apenas nove anos. Nesse contexto, a Petrobras desempenha papel central como única extratora, refinadora e distribuidora de petróleo e gás, influenciando tanto a definição de preços quanto a regulação do setor, atuando como instrumento de política pública para estabilizar custos de transporte, controlar a inflação e implementar metas de sustentabilidade e segurança energética. Entre 2006 e 2021, os preços reais da gasolina cresceram abaixo da inflação, enquanto a demanda aumentou, em média, 1,72 milhão de metros cúbicos por ano (Prolo *et al.*, 2025).

Apesar da matriz energética favorável, o Brasil ainda enfrenta desafios na adoção de VEs. A indústria automotiva historicamente priorizou veículos a combustão e flex-fuel, e apenas recentemente ampliou investimentos em infraestrutura e produção de elétricos. Em 2023, os VEs representavam 0,25% da frota nacional, com taxa de motorização de 0,6 por 1.000 habitantes (Anfavea, 2024). A penetração concentra-se nos estados mais ricos e privilegia híbridos plug-in, de menor impacto na redução do consumo de combustíveis fósseis. Enquanto isso, os ICEVs seguem predominantes, com média de 0,25 carro por habitante, chegando a 0,56 em alguns estados (Prolo *et al.*, 2025). Nesse contexto, políticas públicas, investimentos em infraestrutura e incentivos ao consumo são essenciais para expandir a eletrificação e posicionar o país no mercado global de VEs. A dimensão continental e a diversidade socioeconômica do Brasil geram forte heterogeneidade na eletrificação da frota e no mercado de combustíveis. Nos estados do Sudeste e Sul, maior renda, urbanização e infraestrutura favorecem a adoção de VEs. Já no Norte e Nordeste, restrições de renda, carências de infraestrutura e desafios geográficos retardam a transição e sustentam a dependência de combustíveis fósseis (Prolo *et al.*, 2025).

Diversos estudos têm examinado os impactos da adoção de VEs em diferentes contextos e escalas, considerando tanto efeitos ambientais quanto energéticos. Shi *et al.* (2016) avaliaram, por meio da análise de ciclo de vida, a substituição de táxis a gasolina por VEs em Pequim, mostrando reduções significativas no aquecimento global e na depleção da camada de ozônio, embora com possíveis aumentos em acidificação, eutrofização e toxicidade, dependendo da matriz elétrica. Gajanayake *et al.* (2020) analisaram a eletrificação de veículos leves no Sri Lanka, que representavam 92% da frota em 2017, e evidenciaram a redução do consumo de combustíveis fósseis e do impacto ambiental, destacando sua contribuição para o avanço nos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável. Wu e Sun (2022) examinaram cenários de substituição de veículos a gasolina na China e encontraram cerca de 40% menos consumo de combustíveis fósseis e 27% menos emissões de gases de efeito estufa nos VEs, podendo ultrapassar 50% com avanços tecnológicos e maior participação de renováveis.

Yadav *et al.* (2024), ao estudar a Índia, identificaram inelasticidade da demanda por combustíveis fósseis, mas apontaram que a combinação de impostos sobre carbono e eletricidade mais barata pode acelerar a adoção de VEs. Zaino *et al.* (2024), em revisão de 88 artigos, destacaram avanços tecnológicos, reduções expressivas de emissões e a relevância de políticas públicas, mas também lacunas em reciclagem de baterias, estabilidade da rede elétrica e impactos econômicos de longo prazo. No contexto brasileiro, Prolo *et al.* (2025) analisaram a demanda por gasolina entre 2006 e 2021, incorporando a adoção de VEs e políticas de tributação. Os resultados



indicam que as vendas de gasolina cresceram até 2014 e, posteriormente, se estabilizaram. A motorização de VEs apresentou efeito negativo sobre a demanda por gasolina (-0,126), enquanto os veículos com motor a combustão interna aumentaram a demanda (0,609). Políticas de tributação isoladas mostraram efeito limitado, mas a eletrificação da frota pode reduzir o consumo per capita em até 90% até 2034. Assim, a estratégia mais eficiente combina tributação e eletrificação, reduzindo a demanda e financiando simultaneamente a transição para um transporte de baixo carbono.

Apesar desses avanços, a literatura ainda carece de estudos aplicados a contextos locais ou subnacionais, capazes de integrar variáveis estruturais e comportamentais em análises granulares. O presente estudo contribui nesse sentido ao aplicar modelagem baseada em dados fiscais do DF, incorporando informações sobre frota veicular, com o objetivo de analisar o impacto da adoção de veículos elétricos na demanda de gasolina e fornecer subsídios para a formulação de políticas públicas mais eficazes.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

A pesquisa adota abordagem quantitativa, com uso de dados numéricos tratados por métodos estatísticos e matemáticos, o que assegura precisão e confiabilidade nas inferências. Esse tipo de investigação é especialmente adequado a estudos descritivos, voltados à identificação de padrões, relações entre variáveis e caracterização objetiva de fenômenos, permitindo compreensão detalhada e abertura de novas perspectivas (Richardson, 2008).

3.1 PROCESSO DE COLETA, LIMPEZA E PREPARAÇÃO DOS DADOS

As bases primárias desta pesquisa foram obtidas do repositório de Notas Fiscais Eletrônicas (NF-e) da Secretaria de Fazenda do DF, abrangendo aquisições de gasolina comum realizadas pelos 359 postos ativos na Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP, 2024b) entre janeiro de 2022 e junho de 2024. Optou-se por analisar o fluxo de compras, em vez das vendas ao consumidor, pela maior padronização documental e menor risco de inconsistências. Essa abordagem também dispensou o uso das NFC-e, reduzindo custo computacional e assegurando dados mais homogêneos e confiáveis.

A análise foi delimitada à gasolina comum (Tipo C), que respondeu por 38,39% das notas e 57,59% do valor transacionado no período, reforçando sua relevância como principal receita dos postos. Para garantir consistência e comparabilidade, aplicou-se um protocolo de limpeza em cinco etapas: (i) seleção das transações de Gasolina Tipo C; (ii) exclusão de documentos cancelados para eliminar duplicidades e registros invalidados; (iii) remoção de operações não relacionadas à aquisição para revenda, evitando distorções de remessas, devoluções ou ajustes contábeis; (iv) filtragem manual de registros vinculados a mercadorias ou serviços não relacionados a combustíveis; e (v) descarte de notas em que o Cadastro Nacional da Pessoa Jurídica (CNPJ) do emitente coincidissem com o do destinatário, indicando movimentações sem impacto efetivo no abastecimento. Esses procedimentos resultaram em um conjunto de dados homogêneo, adequado à posterior agregação temporal.

A utilização de dados extraídos das Notas Fiscais Eletrônicas observou os princípios e fundamentos da Lei nº 13.709/2018, a Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais. Por se tratar de pesquisa com dados administrativos não sensíveis, usados de forma agregada e com finalidade exclusivamente acadêmica, foram adotadas medidas para garantir a anonimização das informações,



sem exposição de dados que possibilitassem a identificação direta de agentes econômicos. A abordagem está alinhada ao interesse público na promoção de estudos técnicos voltados ao aprimoramento da gestão fiscal e ao desenvolvimento de políticas públicas baseadas em evidências.

Após a limpeza, as notas fiscais restantes foram organizadas em uma série temporal com frequência semanal. A opção pela agregação semanal baseou-se em duas evidências empíricas: a ausência de emissões aos domingos poderia gerar lacunas e ruído em agregações diárias, e os ciclos logísticos de reposição tendem a seguir calendários semanais, conferindo maior estabilidade às médias e robustez às métricas de tendência.

Foram incluídos no modelo os preços médios de revenda da gasolina, extraídos da série histórica semanal publicada pela ANP (2024c) para o DF. Cada valor foi ajustado para a mesma periodicidade semanal do consumo de gasolina garantindo o alinhamento temporal. A inclusão dessa variável fundamenta-se em evidências de que o consumo de gasolina é sensível ao preço, conforme demonstrado por estudos nacionais e internacionais (Liddle, 2012; Uchôa *et al.*, 2020), que identificaram elasticidades significativas da demanda em resposta a variações de preço.

Foram incorporadas ao modelo as aquisições interestaduais de VEs e ICEVs destinados ao DF, identificadas por meio das Notas Fiscais Eletrônicas. As compras de veículos elétricos compuseram a série VEs, enquanto aquelas referentes a veículos a combustão interna ou híbridos formaram a série ICEVs. A consideração conjunta dessas variáveis possibilita captar alterações na frota potencial consumidora de combustíveis: a expansão dos VEs tende a reduzir, em médio prazo, a demanda por gasolina, ao passo que o crescimento dos ICEVs está associado ao aumento desse consumo. Essa abordagem encontra respaldo empírico em Prolo *et al.* (2025), que evidenciaram efeito negativo da motorização elétrica sobre a demanda de gasolina e, em contrapartida, efeito positivo da expansão dos veículos a combustão, reforçando a importância de incluir simultaneamente ambos os tipos de veículos na modelagem da demanda.

No modelo, incluiu-se uma variável de atenção do consumidor como variável de controle. Estudos anteriores demonstram que indicadores de comportamento do consumidor podem aprimorar previsões de consumo de combustíveis e revelar relações significativas com padrões de demanda. Por exemplo, Afkhami *et al.* (2021) utilizaram dados do Google Trends sobre pesquisas relacionadas ao transporte público para explicar a demanda por gasolina nos EUA, evidenciando que maior atenção a alternativas de transporte está associada à redução do consumo de combustível. Neste estudo, os dados de atenção foram obtidos por meio do Google Trends, considerando buscas pelo termo “gasolina” no período de janeiro de 2022 a junho de 2024, restritas ao DF. Para reduzir ruídos decorrentes das subamostras diárias do Google Trends, adotou-se a estratégia de Da *et al.* (2011), com coletas diárias e cálculo da média semanal, alinhando a série às demais variáveis do modelo.

A Tabela 1 apresenta uma descrição detalhada e uma síntese das variáveis incluídas na análise empírica deste estudo, destacando suas definições operacionais, unidades de medida e fontes de dados utilizadas.

Tabela 1 - Variáveis selecionadas.

Variáveis	Descrição	Unidade de medida	Fonte
Consumo	Volume de compra de gasolina comum por postos no Distrito Federal	Litros	Subsecretaria da Receita do Distrito Federal: Dados de NF-e
Atenção	Atenção do consumidor em relação às notícias relacionadas a combustíveis.	Índice (0 a 100)	Google Trends



Veículos	Quantidade de VEs e ICEVs adquiridos de outras unidades federativas e destinados ao DF	Unidade	Subsecretaria da Receita do Distrito Federal: Dados de NF-e
Preço	Preço médio de revenda da gasolina comum (semanal)	R\$	ANP: Série histórica do levantamento de preços

Fonte: Elaborado pelos autores (2025).

Concluída a consolidação das 130 semanas de observações, foram calculadas estatísticas descritivas básicas para cada variável, conforme sintetizado na Tabela 2.

Tabela 2 - Estatísticas descritivas (período de janeiro de 2022 a junho de 2024, dados semanais).

	LGAS	IATN	VEs	ICEVs	PGAS
Média	15.061.632,722	28,901	46,631	1.089,331	5,824
Mediana	15.192.000,000	30,571	16,500	1.042,000	5,605
Máximo	18.760.500,000	65,286	391,000	2.949,000	7,730
Mínimo	10.861.044,376	3,714	1,000	123,000	4,730
Desv. Pad.	1.493.278,327	14,200	69,728	452,008	0,783
Assimetria	-0,334	-0,005	2,718	1,191	1,150
Curtose	0,419	2,236	8,398	3,416	0,420

Nota: As variáveis são volume de gasolina (LGAS), atenção do consumidor (ATN), veículos elétricos (VEs), veículos com motor a combustão interna (ICEVs), preço médio da gasolina comum (PGAS). Todas as estatísticas são baseadas em 130 observações.

Fonte: Elaborada pelos autores (2025).

O volume semanal de gasolina adquirido foi, em média, 15 milhões de litros, com variação moderada (desvio-padrão de 1,49 milhão). O índice de atenção do consumidor variou entre 3,7 e 65,3 pontos, com distribuição equilibrada. Nas compras de veículos, os VEs apresentaram forte assimetria e alta curtose, indicando semanas de picos específicos, enquanto os ICEVs tiveram média de 1.089 unidades e menor dispersão. O preço da gasolina oscilou entre R\$ 4,73 e R\$ 7,73, com média de R\$ 5,82. Esses padrões revelam a estabilidade do consumo de gasolina, em contraste com a maior sensibilidade da atenção do consumidor e das aquisições de VEs a choques de mercado.

3.2 ESTRATÉGIA DE ESTIMAÇÃO

Foram utilizados Modelos VAR (Sims, 1980) para modelar a dinâmica temporal do consumo de gasolina no DF. O VAR é um sistema de equações em que cada variável endógena é explicada por suas próprias defasagens e pelas das demais variáveis, além de um termo de erro. Diferente de modelos tradicionais, trata todas as variáveis como potencialmente endógenas, permitindo análise mais abrangente e menos dependente de pressupostos causais. Também possibilita examinar efeitos de choques exógenos e acompanhar sua propagação ao longo do tempo, sendo útil em estudos econômicos, financeiros e de políticas públicas (Hendry, 1996). A estrutura geral de um VAR é expressa da seguinte forma:

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \dots + A_p Y_{t-p} + B X_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

Nessa equação, Y_t representa um vetor de variáveis endógenas no tempo t , enquanto A_1, A_2, \dots, A_p são matrizes contendo os coeficientes das defasagens dessas variáveis. O termo X_t



corresponde a um vetor de variáveis exógenas, e B é a matriz de coeficientes que captura a influência dessas variáveis exógenas no sistema. Por fim, ε_t refere-se ao vetor de termos de erro ou inovações, que são considerados como ruído branco. O modelo VAR requer variáveis estacionárias para ser estável, ou seja, com média, variância e covariância constantes ao longo do tempo. A estacionariedade assegura que as relações entre variáveis não se alterem, sendo condição indispensável. Quando ausente, aplicam-se transformações como a diferenciação para remover tendências ou ciclos de longo prazo. A verificação foi feita pelos testes Augmented Dickey-Fuller (ADF) e Phillips-Perron (PP), que detectam raízes unitárias e indicam a necessidade de ajustes adicionais.

A definição do número ótimo de defasagens p é fundamental para garantir a ausência de autocorrelação nos resíduos e a qualidade do ajuste do modelo VAR. Para isso, estimou-se um modelo auxiliar com defasagens de 1 a 8, aplicando-se testes e critérios de seleção. A escolha de p busca equilibrar complexidade e capacidade explicativa, evitando tanto subajuste quanto sobreajuste. Entre os critérios utilizados destacam-se o Critério de Informação de Akaike (AIC), o Critério de Informação Bayesiano (BIC) e o Critério de Hannan-Quinn (HQC).

3.2.1 Função Impulso-Resposta

A função impulso-resposta (FIR) analisa o comportamento dinâmico das variáveis endógenas após choques exógenos, rastreando seus efeitos diretos e indiretos ao longo do tempo. Ao introduzir um desvio padrão em uma variável no tempo $t = 0$, observa-se como os impactos se propagam pelo sistema, permitindo avaliar magnitude, persistência ou dissipação (Zivot; Wang, 2005), possibilitando examinar reações de curto e longo prazo. As FIR deste estudo foram obtidas a partir de impulsos generalizados, que não sofrem influência da ordenação das variáveis, ao contrário do método tradicional baseado na hipótese de ortogonalidade (Lütkepohl, 1991). Essa alternativa elimina o viés da ordenação, oferecendo maior robustez e interpretação mais precisa (Pesaran; Shin, 1998).

3.2.2 Decomposição da Variância

A decomposição da variância do erro de previsão mensura a parcela da variação de uma variável explicada por seus próprios choques e pelos choques das demais variáveis do modelo. Esse procedimento indica a contribuição relativa de cada variável endógena para a dinâmica conjunta (Hendry, 1996). Embora relacionada à FIR, a diferença é que esta mostra a trajetória da reação a choques, enquanto a decomposição quantifica sua importância na variabilidade observada. Ambos os métodos são complementares na análise das interdependências dinâmicas (Diebold, 2004).

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Inicialmente, foi verificada a ordem de integração das séries para garantir que nenhuma das variáveis seja não estacionária. Para tanto, foram utilizados os testes ADF (Dickey; Fuller, 1981) e PP (Phillips; Perron, 1988). Os testes ADF e PP são baseados em H_0 , ou seja, a série não é estacionária e integrada na ordem d ($d > 0$), $I(1)$ ou $I(2)$, ao contrário de H_1 , que assume estacionariedade ($I(0)$) (Tabela 3).



Tabela 3 - Resultados dos testes ADF e PP para variáveis em nível e primeira diferença.

	ADF(<i>t-stat</i>)		PP (<i>t-stat</i>)	
	Em nível	Primeira diferença	Em nível	Primeira diferença
Atenção	-2,351	-14,077	-0,851	-20,538
Consumo de gasolina	-2,881	-11,516	-0,235	-18,808
Preço de gasolina	-1,658	-11,372	-0,612	-11,401
Veículos elétricos	-0,336	-9,696	-1,342	-5,346
Veículos com motor a combustão interna	-1,978	-4,686	-1,489	-15,488

Nota: As variáveis estão em logaritmos naturais. Os comprimentos de defasagem apropriados nos testes ADF são selecionados usando o critério de informação de Akaike. Para calcular as larguras das bandas para o teste PP, o procedimento Andrew foi usado. Os testes são baseados em 130 observações. Os valores de nível crítico são: ADF 5%, $t\text{-calc.} = -2.885$, $H_0 = I(1)$ não estacionário, $H_1 = I(0)$ estacionário; PP 5%, $t\text{-calc.} = -1,943$, $H_0 = I(1)$ não estacionário, $H_1 = I(0)$ estacionário.

Fonte: Elaborado pelos autores (2025).

A Tabela mostra que, em nível, os valores absolutos das estatísticas t dos testes ADF e PP são inferiores aos valores críticos a 5%, não permitindo rejeitar a hipótese nula de não estacionariedade. Após a primeira diferença, porém, os valores tornam-se significativamente menores que os críticos, rejeitando a hipótese nula e indicando que todas as séries são integradas de primeira ordem, ou seja, $I(1)$. Com a confirmação da estacionariedade, selecionou-se a defasagem ótima pelos critérios de informação ($AIC = 3$, $BIC = 3$, $HQC = 2$), resultando em um modelo VAR(3). A partir dele, analisaram-se as FIR mediante choques unitários (equivalentes a um desvio padrão) em cada variável endógena (Figura 1).

Figura 1 - Resposta do consumo de gasolina às demais variáveis.



Nota: a) Resposta do consumo de gasolina a um aumento de atenção, b) Resposta do consumo de gasolina a um aumento de veículos elétricos, c) Resposta do consumo de gasolina a um aumento de veículos com motor a combustão interna, d) Resposta do consumo de gasolina a um aumento de preço. As linhas vermelhas em cada figura representam as bandas de confiança superior e inferior de 95%. Quando os limites superior e inferior têm o mesmo sinal, a resposta é estatisticamente significativa. Em cada figura, o “consumo” está no eixo vertical e o “horizonte” está no eixo horizontal.

Fonte: Elaborada pelos autores (2025).

Um choque positivo na medida de atenção do consumidor gerou uma redução estatisticamente significativa no consumo de gasolina (Figura 1a). Essa descoberta está alinhada



com Afkhami *et al.* (2021), que, utilizando o Índice de Volume de Buscas do Google como proxy para a atenção a modos de transporte alternativos, encontraram uma relação negativa entre buscas por termos como "ônibus" e "trem" e o consumo de gasolina nos EUA. No presente estudo, embora o foco seja especificamente em combustíveis, o padrão é semelhante: aumentos na atenção precedem declínios no consumo, sugerindo que o maior interesse em informações sobre preços reflete a incerteza percebida ou expectativas de aumentos de preços, influenciando decisões de curto prazo e sinalizando um comportamento cauteloso em resposta a potenciais pressões sobre os gastos com transporte.

A introdução de VEs não apresentou efeito significativo sobre o consumo de gasolina no DF (Figura 1b). Esse resultado contrasta com os achados de Prolo *et al.* (2025), que identificaram efeito negativo da eletrificação sobre a demanda de gasolina ao analisar dados em escala nacional. A discrepância pode estar associada ao recorte territorial: enquanto o estudo nacional captura tendências agregadas da frota brasileira, este estudo foca exclusivamente o DF, onde a participação dos VEs na frota é ainda incipiente. Em média, circulam 46.631 VEs no DF, frente a 1.089.331 ICEVs, o que evidencia uma desproporção marcante entre as tecnologias. Em 2023, os VEs representavam apenas 0,25% da frota nacional, com taxa de motorização de 0,6 por 1.000 habitantes, concentrados sobretudo em estados mais ricos (Anfavea, 2024; Prolo *et al.*, 2025). Esse contexto reforça que, embora as vendas tenham crescido, sua contribuição para a redução do uso de combustíveis fósseis permanece restrita, em parte devido ao ritmo lento de renovação da frota e às barreiras típicas da fase inicial de adoção, como infraestrutura de recarga insuficiente e altos custos de aquisição (IEA, 2024). Assim, nossos resultados são consistentes com evidências internacionais que apontam que os efeitos significativos da eletrificação sobre a demanda de combustíveis fósseis emergem apenas quando os VEs atingem participação substancial na frota (Leard; McConnell, 2020; Gohlke *et al.*, 2022; Zhao *et al.*, 2023).

Os ICEVs impactaram positivamente o consumo de gasolina (Figura 1c), confirmando a expectativa de que veículos movidos majoritariamente a combustíveis fósseis ampliam diretamente a demanda energética. Esse resultado encontra respaldo na literatura internacional: Liddle (2012), ao analisar países da OCDE, identificou cointegração de longo prazo entre consumo de gasolina, posse de veículos, renda e preços, evidenciando que a expansão da frota está associada ao aumento do consumo. No contexto brasileiro, Prolo *et al.* (2025) também verificaram que a motorização baseada em veículos a combustão interna exerce efeito direto e significativo sobre a demanda por gasolina. Em conjunto, essas evidências reforçam que as decisões de aquisição de ICEVs desempenham papel central na dinâmica do consumo de combustíveis fósseis, sobretudo em economias ainda marcadas por baixa penetração de veículos elétricos.

Por fim, os aumentos no preço da gasolina exerceram impacto negativo e estatisticamente significativo sobre o consumo (Figura 1d), evidenciando a presença de elasticidade-preço de curto prazo. Esse resultado é consistente com as evidências internacionais de Liddle (2012) e com os achados nacionais de Uchôa *et al.* (2020), que, ao analisarem dados em painel de municípios brasileiros entre 2007 e 2016 com variáveis instrumentais, também identificaram uma relação inversa entre preço e demanda de gasolina. Em ambos os casos, os aumentos de preço tendem a reduzir o consumo, ainda que a intensidade da resposta varie de acordo com o contexto regional.

Os resultados mostram que o consumo de gasolina no DF responde a múltiplos fatores. O preço médio teve o efeito mais forte, reduzindo significativamente o consumo, enquanto a atenção do consumidor também apresentou impacto negativo, embora menor. A frota revelou efeitos opostos: ICEVs aumentaram o consumo, e VEs não tiveram efeito relevante, diferindo de estudos nacionais (Prolo *et al.*, 2025), o que pode ser atribuído à baixa participação desses veículos no DF.



Esses achados ampliam a compreensão da demanda por combustíveis e oferecem subsídios para a previsão fiscal e o planejamento orçamentário distrital.

Complementarmente à análise das FIR, a decomposição da variância dos erros de previsão (Tabela 4) quantificou a contribuição de cada variável endógena para a incerteza do consumo de gasolina (LGAS) em horizontes de uma, quatro, oito e doze semanas. Inicialmente, cerca de 95% da variabilidade era explicada por choques próprios, revelando alta persistência. Com o aumento do horizonte, essa participação cai de forma monotônica, chegando a 81,6% no décimo segundo período, o que evidencia a influência crescente das demais variáveis do sistema.

Tabela 4 - Decomposição da variância: Modelo VAR (3)

Período	E.P.	ATN	VEs	LGAS	ICEVs	PGAS
1	9,511	4,125	0,846	95,029	0,000	0,000
4	11,490	2,668	3,326	84,278	4,449	5,279
8	11,754	2,650	4,611	82,320	5,273	5,148
12	11,771	2,714	4,849	81,554	5,781	5,102

Nota: As variáveis são atenção do consumidor (ATN), veículos elétricos (VEs), volume de gasolina (LGAS), veículos com motor a combustão interna (ICEVs), preço médio da gasolina comum (PGAS).

Fonte: Elaborada pelos autores (2025).

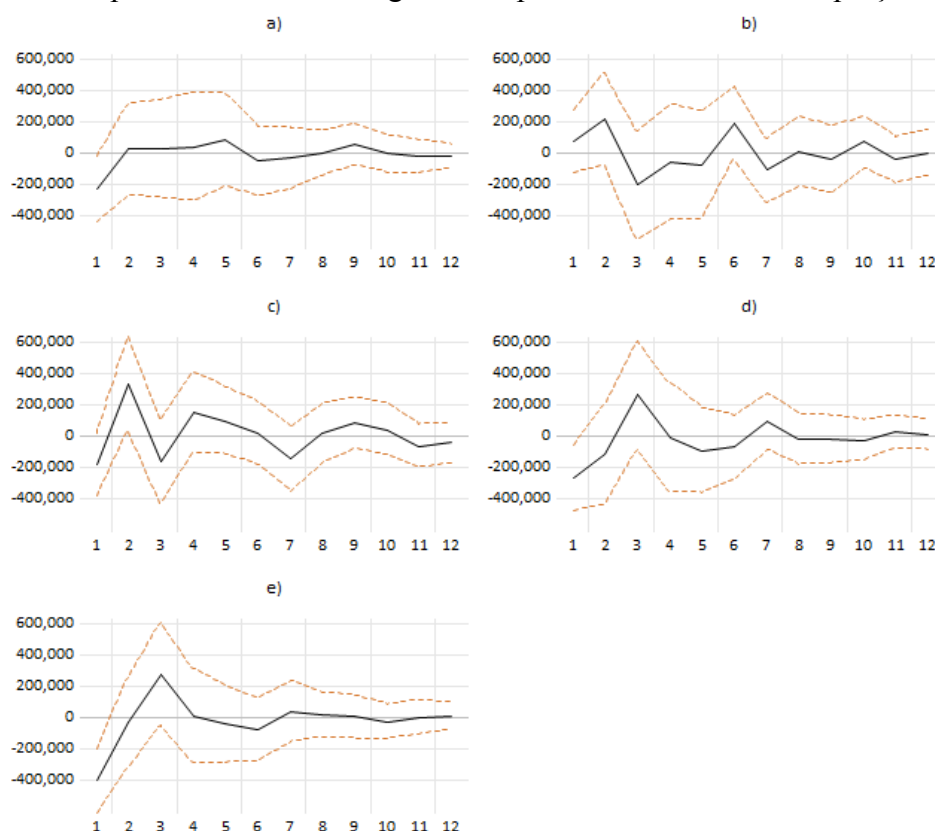
Entre os determinantes externos, os ICEVs explicaram 5,8% da variância do consumo de gasolina (LGAS) no horizonte mais longo, enquanto o preço da gasolina (PGAS) contribuiu com 5,1%, em linha com a elasticidade-preço negativa e a relação entre frota convencional e consumo (Liddle, 2012; Uchôa *et al.*, 2020). Os VEs não tiveram efeito contemporâneo relevante, mas responderam por 4,8% da variância no horizonte final, sugerindo impacto indireto. Já a atenção manteve contribuição constante de 2,7%, indicando que choques informacionais aumentam a incerteza, mesmo com efeito imediato limitado (Afkhami *et al.*, 2021). A Tabela 4 mostra, assim, que embora VEs não afete o curto prazo, sua influência cresce ao longo do tempo e se torna relevante para a incerteza do consumo de gasolina.

4.1 TESTE DE ROBUSTEZ

A robustez do modelo VAR foi testada com a inclusão do preço do diesel, dada sua correlação com os demais combustíveis e com a atividade econômica. Por refletir variações no petróleo, o diesel influencia custos logísticos e a demanda agregada, podendo afetar indiretamente o consumo de gasolina. Estudos como Marabucci e Marchetti (2023) e Przekota e Szczepańska-Przekota (2024) mostram que choques no petróleo se propagam aos preços finais de combustíveis e sinalizam mudanças mais amplas na economia. Para incorporar essa dimensão, o preço do diesel foi incluído no modelo em primeira diferença ($d = 1$), dada a não estacionariedade da série. A estrutura VAR foi mantida com três defasagens, conforme critérios de informação ($AIC = 3$; $SC = 3$; $HQ = 3$), e reestimada para análise das funções de resposta a impulso (Figura 7).



Figura 2 - Resposta do consumo de gasolina após inclusão da variável preço do diesel.



Nota: a) Resposta do consumo de gasolina a um aumento de atenção, b) Resposta do consumo de gasolina a um aumento de veículos elétricos, c) Resposta do consumo de gasolina a um aumento de veículos com motor a combustão interna, d) Resposta do consumo de gasolina a um aumento de preço, e) Resposta do consumo de gasolina a um aumento no preço do diesel. As linhas vermelhas em cada figura representam as bandas de confiança superior e inferior de 95%. Quando os limites superior e inferior têm o mesmo sinal, a resposta é estatisticamente significativa. Em cada figura, o “consumo” está no eixo vertical e o “horizonte” está no eixo horizontal.

Fonte: Elaborada pelos autores (2025).

As respostas do consumo de gasolina às variáveis analisadas mantiveram-se semelhantes após a inclusão do preço do diesel, confirmando a robustez dos resultados originais. A resposta ao preço do diesel (Figura 2e) foi negativa e significativa na primeira semana, corroborando que aumentos no preço do diesel elevam os preços dos combustíveis e reduzem a demanda por gasolina (Marabucci; Marchetti, 2023), refletindo também variações nos custos logísticos e na atividade econômica (Leard *et al.*, 2016). A decomposição da variância dos erros de previsão (Tabela 5) mostrou que a inclusão do diesel não alterou a hierarquia dos determinantes do consumo de gasolina: inicialmente, 95,8% da incerteza foi explicada por choques próprios, diminuindo para 77,1% no décimo segundo período, ligeiramente abaixo do observado anteriormente devido à contribuição do novo choque.

Tabela 5 - Decomposição da variância: Modelo VAR (3) com PDIESEL

Período	E.P.	ATN	VEs	LGAS	ICEVs	PGAS	PDIESEL
1	9,424	3,521	0,660	95,819	0,000	0,000	0,000
4	11,609	2,171	3,565	80,698	4,995	5,358	3,213



8	11,907	2,296	5,150	77,850	5,829	5,727	3,148
12	11,930	2,380	5,433	77,102	6,208	5,741	3,136

Nota: As variáveis são atenção do consumidor (ATN), veículos elétricos (VEs), volume de gasolina (LGAS), veículos com motor a combustão interna (ICEVs), preço médio da gasolina comum (PGAS) e preço médio do diesel (PDIESEL).

Fonte: Elaborada pelos autores (2025).

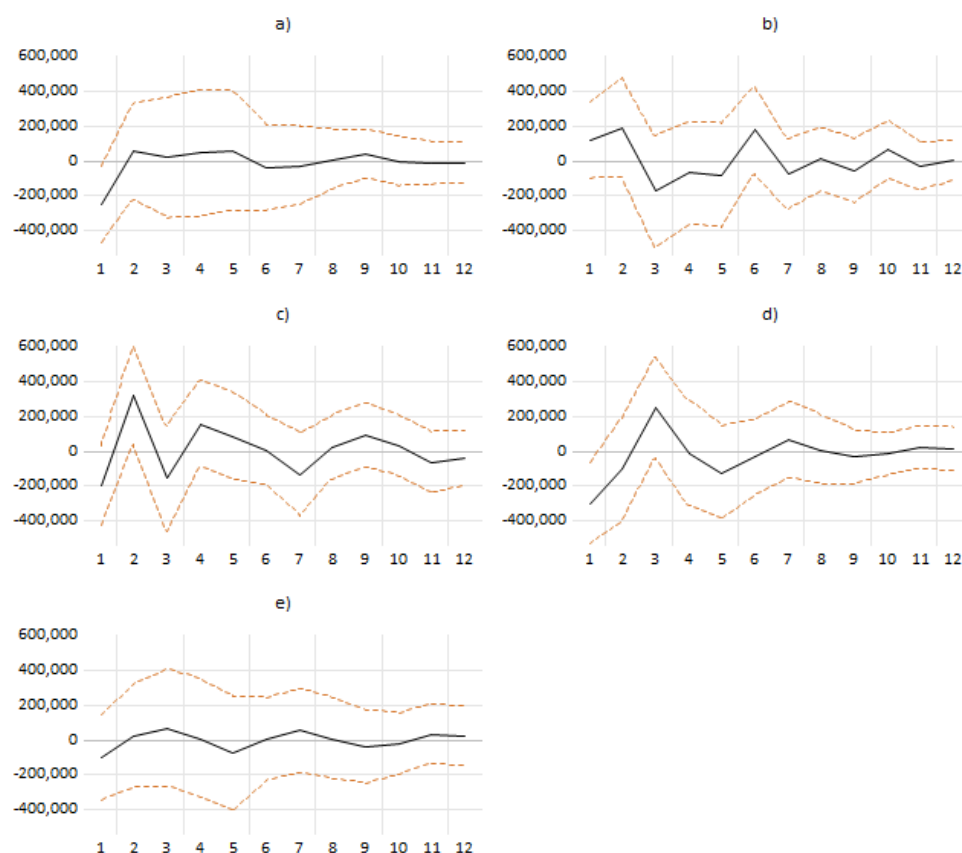
Entre as variáveis exógenas, a hierarquia das contribuições à variância permaneceu estável. Os veículos não elétricos continuaram como principal fonte adicional (6,2% no último período), seguidos pelo preço da gasolina (PGAS, 5,7%) e veículos elétricos (VEs, 5,4%). A atenção do consumidor manteve participação modesta e estável (~2,4%), enquanto o preço do diesel alcançou 3,1% no décimo segundo período, refletindo a transmissão gradual de choques macroeconômicos e logísticos (Marabucci; Marchetti, 2023; Leard *et al.*, 2016). Assim, a autocorrelação do consumo permanece predominante, a composição da frota continua sendo o principal vetor externo de incerteza e os preços de derivados exercem influência complementar. A inclusão de PDIESEL não alterou qualitativamente as conclusões, reforçando a consistência do modelo.

4.2 TESTE DE PLACEBO

Para reforçar a robustez dos resultados e reduzir a possibilidade de correlações espúrias devido a ruídos nas buscas online, realizou-se um teste de placebo seguindo Afkhami *et al.* (2021). Foi criada uma série alternativa de atenção baseada no volume de buscas pelo termo “Clima”, que não possui relação direta com consumo de combustíveis no DF. A lógica é que, na ausência de relação causal verdadeira, o impacto dessa série sobre as variáveis de interesse deve ser estatisticamente indistinguível de zero ($\neq 0$), e a obtenção de coeficientes não significativos reforça que os efeitos observados no modelo principal não são fruto de flutuações aleatórias. No teste de placebo, o volume de buscas pelo termo “clima” foi incluído no modelo em primeira diferença ($d = 1$), em razão da não estacionariedade identificada na série. A estrutura do modelo VAR foi mantida com três defasagens, conforme indicado pela maioria dos critérios de informação ($AIC = 3$; $SC = 3$; $HQ = 2$). Com o modelo reestimado, procedeu-se à análise de funções de resposta a impulso, a partir da introdução de choques unitários em cada uma das variáveis endógenas. As funções resultantes estão ilustradas na Figura 3.



Figura 3 - Resposta do consumo de gasolina após inclusão da variável de placebo.



Nota: a) Resposta do consumo de gasolina a um aumento de atenção do consumidor, b) Resposta do consumo de gasolina a um aumento de veículos elétricos, c) Resposta do consumo de gasolina a um aumento de veículos com motor a combustão interna, d) Resposta do consumo de gasolina a um aumento de preço, e) Resposta do consumo de gasolina a um aumento nas buscas do termo clima. As linhas vermelhas em cada figura representam as bandas de confiança superior e inferior de 95%. Quando os limites superior e inferior têm o mesmo sinal, a resposta é estatisticamente significativa. Em cada figura, o “consumo” está no eixo vertical e o “horizonte” está no eixo horizontal.

Fonte: Elaborada pelos autores (2025).

Os resultados do teste de placebo (Figura 3) mostram que os coeficientes das séries de atenção ao termo “clima” são estatisticamente insignificantes, reforçando que os efeitos do modelo principal refletem a relação específica entre atenção ao preço da gasolina e as variáveis econômicas. A decomposição da variância complementa essa evidência, indicando a contribuição relativa de cada variável para a variabilidade dos choques ao longo do tempo.

Tabela 6 - Decomposição da variância: Modelo VAR (3) com DCLI.

Período	E.P.	ATN	VEs	LGAS	ICEVs	PGAS	DCLI
1	9,641	4,103	0,838	95,059	0,000	0,000	0,000
4	11,645	2,646	3,306	84,339	4,426	5,247	0,036
8	11,916	2,613	4,571	82,350	5,241	5,050	0,175
12	11,936	2,644	4,822	81,540	5,769	4,995	0,231



Nota: As variáveis são atenção do consumidor (ATN), veículos elétricos (VEs), volume de gasolina (LGAS), veículos com motor a combustão interna (ICEVs), preço médio da gasolina comum (PGAS) e índice de atenção relacionado a clima (DCLI).

Fonte: Elaborada pelos autores (2025).

Observa-se que uma parcela significativa da variância dos erros de previsão do consumo de gasolina é explicada, após alguns períodos, pelas variáveis principais do modelo indicando que essas desempenham um papel relevante na dinâmica do modelo. Por outro lado, a atenção ao termo “clima” tem influência residual, o que corrobora a especificidade e robustez dos resultados principais.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta pesquisa analisou o impacto da adoção de VEs sobre o consumo de gasolina comum no DF. Foram utilizadas séries semanais de dados fiscais de notas eletrônicas, incluindo compras de gasolina pelos postos e aquisições interestaduais de VEs e ICEVs. Esses dados foram complementados com preços médios da gasolina da ANP e um indicador de atenção do consumidor do Google Trends. Para capturar as interdependências dinâmicas entre as variáveis, aplicou-se um modelo VAR.

Os resultados mostraram efeitos contrastantes da composição da frota: a aquisição de ICEVs aumentou o consumo de gasolina, enquanto a introdução de VEs não teve efeito relevante. Esse último resultado diverge dos achados de estudos nacionais mais abrangentes (Prolo *et al.*, 2025), possivelmente devido à baixa participação de VEs na frota do DF. O preço médio da gasolina apresentou o efeito mais expressivo, reduzindo significativamente o consumo no curto prazo. A atenção do consumidor, medida pelas buscas no Google Trends, também impactou negativamente o consumo, embora em menor magnitude. Em conjunto, essas evidências aprofundam a compreensão sobre os determinantes da demanda por combustíveis e fornecem subsídios valiosos para aprimorar a previsão fiscal e o planejamento orçamentário local.

Além de expandir a literatura sobre a adoção de VEs (Shi *et al.*, 2016; Gajanayake *et al.*, 2020; Wu; Sun, 2022; Yadav *et al.*, 2024; Zaino *et al.*, 2024; Prolo *et al.*, 2025), os resultados oferecem aplicações práticas para diferentes agentes. Órgãos públicos podem melhorar modelos de previsão de arrecadação e planejar políticas fiscais com maior precisão frente a choques de preço, mudanças no comportamento do consumidor ou modificações na frota. Instituições de pesquisa podem explorar a granularidade dos dados para desenvolver análises detalhadas sobre comportamento do consumidor, dinâmicas regionais da frota e impactos de políticas de incentivo. Empresas do setor de combustíveis, varejistas e operadores logísticos podem utilizar essas evidências para otimizar estratégias comerciais, gerir estoques e antecipar a demanda em cenários de alta volatilidade. Para os consumidores, os resultados indicam que decisões coletivas sobre consumo são influenciadas não apenas por fatores econômicos, mas também pela atenção e percepção de risco, oferecendo subsídios para campanhas de conscientização e educação sobre eficiência energética.

O estudo apresenta algumas limitações. A agregação semanal restringiu a inclusão de variáveis socioeconômicas importantes, como renda e desemprego, que estão disponíveis apenas em frequências mensais ou anuais. O foco exclusivo na gasolina comum se justifica por sua representatividade no consumo e pela consistência da série temporal, embora a análise de outros combustíveis possa ampliar o escopo da pesquisa. Apesar dessas limitações, os resultados contribuem para aprimorar o monitoramento da arrecadação, orientar políticas públicas mais ágeis e



aprofundar a compreensão das interações entre comportamento do consumidor, composição da frota e dinâmica fiscal no DF.

REFERÊNCIAS

AFKHAMI, M.; GHODDUSI, H.; RAFIZADEH, N. Google search explains your gasoline consumption! **Energy Economics**, v. 99, p. 105305, 2021.

ANFAVEA. **Brazilian automotive industry yearbook - 2023**. 2024. Disponível em: <https://anfavea.com.br/en/site/anuarios-2/>. Acesso em: 23 abr. 2025.

ANP. Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis. **Série histórica do levantamento de preços**. 2024a. Disponível em: <https://www.gov.br/anp/pt-br/centrais-de-conteudo/dados-abertos/serie-historica-de-precos-de-combustiveis>. Acesso em: 30 set. 2024.

ANP. Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis. **Série histórica do levantamento de preços**. 2024b. Disponível em: <https://www.gov.br/anp/pt-br/assuntos/precos-e-defesa-da-concorrenca/precos/precos-revenda-e-de-distribuicao-combustiveis/serie-historica-do-levantamento-de-precos>. Acesso em: 18 out. 2024.

ANP. Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis. **Consulta de postos – Dados públicos**. 2024c. Disponível em: https://cdp.anp.gov.br/ords/r/cdp_apex/consulta-dados-publicos-cdp/consulta-de-postos-lista. Acesso em: 15 out. 2024.

BRASIL. **Updated nationally determined contribution under the Paris agreement**. United Nations Framework Convention on Climate Change (UNFCCC), 2022. Disponível em: https://unfccc.int/sites/default/files/NDC/2022-03/Brazil_NDC_2022.pdf. Acesso em: 29 abr. 2025.

DA, Z.; ENGELBERG, J.; GAO, P. In search of attention. **Journal of Finance**, v. 66, n. 5, p. 1461–1499, 2011.

DIEBOLD, F. X. **Elements of forecasting**. 3. ed. Thomson South-Western, 2004.

EIA. Energy Information Administration (EIA). **International overview of energy demand**, 2024. Disponível em: <https://www.eia.gov/international/overview/world>. Acesso em: 30 set. 2024.

GAJANAYAKE, S.; THILAKSHAN, T.; SUGATHAPALA, T.; BANDARA, S. Study of the impact of electric vehicles on fuel consumption and carbon dioxide emission scenarios in Sri Lanka. **2020 Moratuwa Engineering Research Conference (MERCon)**, p. 494–498, 2020.

GOHLKE, D.; ZHOU, Y.; WU, X.; COURTNEY, C. **Assessment of light-duty plug-in electric vehicles in the United States, 2010–2021**. Argonne National Laboratory, 2022. Disponível em: <https://publications.anl.gov/anlpubs/2022/11/174268.pdf>. Acesso em: 12 set. 2025.



HENDRY, D. F. **Econometrics: Alchemy or science? Essays in econometric methodology**, 1996.

IEA. International Energy Agency. **Global EV outlook 2024**, 2024. Disponível em: <https://www.iea.org/reports/global-ev-outlook-2024>. Acesso em: 30 out. 2024.

KRAUS, A. **US energy policy: Impacts of an increased federal revenue neutral gasoline tax**. Johns Hopkins University, 2008.

LIDDLE, B. Revisiting the income elasticity of gasoline demand: System-wide estimates of OECD demand. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, v. 17, n. 4, p. 327–331, 2012.

LIMA, M. A.; MENDES, L. F. R.; MOTHÉ, G. A.; LINHARES, F. G.; DE CASTRO, M. P. P.; DA SILVA, M. G.; STHEL, M. S. Renewable energy in reducing greenhouse gas emissions: Reaching the goals of the Paris agreement in Brazil. **Environmental Development**, v. 33, p. 100504, 2020.

LÜTKEPOHL, H. **Introduction to multiple time series analysis**. 1. ed. Berlin; Heidelberg: Springer-Verlag, 1991.

MARABUCCI, A.; MARCHETTI, L. Elasticity of demand for automotive fuels. **European Transport/Trasporti Europei**, v. 93, Art. 8, 2023.

MCCONNELL, V.; LEARD, B. **Progress and potential for electric vehicles to reduce carbon emissions**. Resources for the Future, 2020. Disponível em: <https://www.rff.org/publications/reports/potential-role-and-impact-evs-us-decarbonization-strategies/>. Acesso em: 31 ago. 2025.

MIRANDA, C. R. A.; CAMPOS, E. S.; FREIRE, F. S. ICMS sobre combustíveis e inflação no Brasil: Uma análise dos crescimentos observados através da correlação de Pearson. **Revista Gestão e Secretariado**, v. 14, n. 4, p. 4685–4709, 2023.

PESARAN, M. H.; SHIN, Y. Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. **Economics Letters**, v. 58, n. 1, p. 17–29, 1998.

PROLO, S.; PELLEGRINI, A.; KRAUS JUNIOR, W.; HERING COELHO, A.; ROSE, J. M. Estimating gasoline demand and electric vehicle adoption: A spatial model for Brazil. **Research in Transportation Economics**, v. 113, p. 101623, 2025.

PRZEKOTA, G.; SZCZEPAŃSKA-PRZEKOTA, A. How road and rail transport respond to economic growth and energy prices: A study for Poland. **Energies**, v. 17, n. 22, p. 5647, 2024.

RICHARDSON, R. J. **Pesquisa social: Métodos e técnicas**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2008.

SABATA, J.; SHOM, S.; ALMAGHREBI, A.; MCCOLLISTER, A.; ALAHMAD, M. Incentivizing electric vehicle adoption through state and federal policies: Reviewing influential policies. **IEEE Electrification Magazine**, v. 11, n. 2, p. 12–23, 2023.



SECRETARIA DE ESTADO DE ECONOMIA DO DISTRITO FEDERAL. **Relatório de arrecadação de abril de 2025**. Subsecretaria de Acompanhamento Econômico, 2025. Disponível em: <https://www.economia.df.gov.br/documents/d/seec/04-abril-2025>. Acesso em: 13 jun. 2025.

SHI, X.; WANG, X.; YANG, J.; SUN, Z. Electric vehicle transformation in Beijing and the comparative eco-environmental impacts: A case study of electric and gasoline powered taxis. **Journal of Cleaner Production**, v. 137, p. 449–460, 2016.

SIMS, C. A. Macroeconomics and reality. **Econometrica**, v. 48, n. 1, p. 1–48, 1980.

UCHÔA, A. R. M.; SOUZA, J. R.; FONSECA, J. M. Fuel demand elasticities in Brazil: A panel data analysis with instrumental variables. **International Journal of Energy Economics and Policy**, v. 10, n. 2, p. 450–457, 2020.

XING, H.; STUART, C.; SPENCE, S.; CHEN, H. Alternative fuel options for low carbon maritime transportation: Pathways to 2050. **Journal of Cleaner Production**, v. 297, p. 126651, 2021.

YADAV, P.; KANJILAL, K.; DUTTA, A.; GHOSH, S. Fuel demand, carbon tax and electric vehicle adoption in India's road transport. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, v. 127, p. 104010, 2024.

YU, L.; MA, Y.; MA, M. An effective rolling decomposition-ensemble model for gasoline consumption forecasting. **Energy**, v. 222, p. 119869, 2021.

WU, Q.; SUN, S. Energy and environmental impact of the promotion of battery electric vehicles in the context of banning gasoline vehicle sales. **Energies**, v. 15, n. 22, p. 8388, 2022.

ZAINO, R.; AHMED, V.; ALHAMMADI, A. M.; ALGHOUSH, M. Electric vehicle adoption: A comprehensive systematic review of technological, environmental, organizational and policy impacts. **World Electric Vehicle Journal**, v. 15, n. 8, p. 375, 2024.

ZIVOT, E.; WANG, J. **Modeling financial time series with S-plus**. 2. ed. Springer, 2005.