



DIVERSIFICAÇÃO ENERGÉTICA, DESCARBONIZAÇÃO E REDUÇÃO DE CUSTOS NA INDÚSTRIA BRASILEIRA: ESTIMATIVAS DE CENÁRIOS POSSÍVEIS

Energy diversification, decarbonization, and cost reduction in the Brazilian industry: estimates of possible scenarios

Diversificación energética, descarbonización y reducción de costos en la industria brasileña: estimaciones de escenarios posibles

Carlos Roberto Souza Carmo¹, Murilo Miceno Frigo^{2*}, & Fernando de Lima Caneppele³

¹Universidade Federal de Uberlândia, ²Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Mato Grosso do Sul,

³Universidade de São Paulo

¹carlosjj2004@hotmail.com ²murilo.frigo@ifms.edu.br ³caneppele@usp.br

* Autor correspondente: murilo.frigo@ifms.edu.br

ARTIGO INFO.

Recebido: 28.11.2025

Aprovado: 22.01.2026

Disponibilizado: 15.09.2026

Palavras-chave: Transição Energética; Matriz Energética; Redes Neurais Artificiais; Reamostragem Bootstrap; Custos Energéticos.

Keywords: Energy Transition; Energy Mix; Artificial Neural Networks; Machine Learning; Energy Cost Optimization.

Palabras clave: Transición Energética; Matriz Energética; Redes Neuronales Artificiales; Aprendizaje Automático; Optimización de Costos Energéticos.

***Autor Correspondente:** Frigo, M. M.

RESUMO

Esta investigação teve por objetivo avaliar como alterações na participação relativa das fontes energéticas integrantes do balanço energético da indústria brasileira podem impactar os gastos totais com compras de energia elétrica e consumo de combustíveis desse importante segmento econômico. A partir de dados coletados junto à Empresa de Pesquisa Energética (EPE) e ao Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), foram realizadas simulações e análises por meio de técnicas de machine learning baseadas em redes neurais artificiais do tipo perceptron multicamadas (RNA-MLP), viabilizadas pelo método de reamostragem por sorteio randomizado com reposição (bootstrap). Os resultados permitiram avaliar 12 cenários de diversificação do mix energético industrial, desenvolvidos a partir de modelos com 16 observações históricas (2007-2022) e reamostragem bootstrap de até 1.000 observações simuladas, indicando alternativas capazes de reduzir custos energéticos em um contexto no qual esses gastos apresentaram crescimento acumulado de 379% no período analisado.

ABSTRACT

This research aimed to assess how changes in the relative share of energy sources in the Brazilian industry's energy

balance can impact total spending on electricity purchases and fuel consumption in this important economic segment. Based on data collected from the Energy Research Company (EPE) and the Brazilian Institute of Geography and Statistics (IBGE), simulations and analyses were performed using machine learning techniques based on multilayer perceptron artificial neural networks (MLP-ANN), supported by the random sampling with replacement method (bootstrap). The results allowed the evaluation of 12 industrial energy mix diversification scenarios, developed from models using 16 historical observations (2007-2022) and bootstrap resampling of up to 1,000 simulated observations, identifying alternatives capable of reducing energy costs in a context in which these expenditures showed a cumulative increase of 379% over the analyzed period.

RESUMEN

Esta investigación tuvo como objetivo evaluar cómo los cambios en la participación relativa de las fuentes energéticas que componen el balance energético de la industria brasileña pueden afectar los gastos totales en la compra de electricidad y el consumo de combustibles de este importante segmento económico. A partir de datos recopilados de la Empresa de Investigación Energética (EPE) y del Instituto Brasileño de Geografía y Estadística (IBGE), se realizaron simulaciones y análisis mediante técnicas de aprendizaje automático basadas en redes neuronales artificiales de tipo perceptrón multicapa (MLP-ANN), apoyadas por el método de remuestreo aleatorio con reemplazo (bootstrap). Los resultados permitieron evaluar 12 escenarios de diversificación del mix energético industrial, desarrollados a partir de modelos con 16 observaciones históricas (2007-2022) y remuestreo bootstrap de hasta 1.000 observaciones simuladas, identificando alternativas capaces de reducir los costos energéticos en un contexto en el que dichos gastos presentaron un aumento acumulado del 379% durante el período analizado.

INTRODUÇÃO

Crescimento econômico, consumo de energia e emissões de carbono são variáveis indissociáveis, o que é simultaneamente paradoxal em relação à preservação ambiental requerida urgentemente como meio para proporcionar sustentabilidade aos processos produtivos e às políticas voltadas ao meio ambiente. Isso ocorre porque a busca pelo

crescimento econômico passa pela urbanização, ampliação e modernização da infraestrutura de transporte, bem como pela industrialização, entre outros processos que demandam consumo intenso de energia e elevam as emissões dos gases causadores do efeito estufa (Waheed, Sarjar & Wei, 2019; Yang & Khan, 2022).

A solução para esse dilema econômico-ambiental passa inexoravelmente pela mudança nas formas de produção e consumo energéticos, o que impõe três desafios à tomada de decisões: segurança, sustentabilidade e acessibilidade. Ou seja, as economias mundiais precisam atender às demandas energéticas atuais, garantindo resiliência e confiabilidade às infraestruturas; para atender a tais demandas de forma segura e preservar o meio ambiente, exige-se sustentabilidade, pois só assim é possível mitigar impactos climáticos; e, finalmente, apenas por meio da capacidade de fornecimento energético atual e futuro dentro dessas condições é possível assegurar acessibilidade (Liu et al., 2022).

Diante da representatividade dos gastos com energia na estrutura de custos da produção, e considerando que tais custos estão relacionados às respectivas fontes energéticas (Yi et al., 2022), a indústria se vê obrigada a ir além das questões operacionais e a reduzir o consumo de energia para manter-se produtiva e ambientalmente sustentável (Braglia et al., 2020).

Além disso, ao repassar os custos com energia aos preços dos seus produtos, a indústria contribui para a elevação do custo de vida dos consumidores (Ferreira & Bragagnolo, 2024). No entanto, caso implemente estratégias como a transição energética via diversificação do respectivo mix de fontes, pode ir além das questões econômicas e ambientais, gerando externalidades sociais positivas.

Em um contexto no qual, segundo a estrutura do valor da transformação industrial divulgada pela Pesquisa Industrial Anual Empresa (PIA-EMPRESA) do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2024), os gastos com a compra de energia elétrica e combustíveis da indústria brasileira cresceram 379% no período compreendido entre 2007 e 2022, vislumbra-se a possibilidade de que avaliar as consequências econômicas decorrentes da transição e/ou diversificação de fontes energéticas sobre tais gastos possa contribuir para o desenvolvimento de políticas públicas mais efetivas, voltadas ao planejamento estratégico de setores-chave da economia, especialmente a indústria.

Dessa maneira, a presente investigação teve por objetivo geral avaliar os impactos das alterações na matriz energética da indústria brasileira sobre seus gastos com energia elétrica e combustíveis. Para tanto, utilizou-se uma amostra de dados coletados a partir do Balanço Energético Nacional (BEN) (EPE, 2024) e do IBGE (2024), cujas análise e simulações empregaram técnicas de *machine learning* (ML) baseadas em redes neurais artificiais do tipo *perceptron* multicamadas (RNA-MLP), além da aplicação do método de reamostragem por sorteio randomizado com reposição (*bootstrap*).

Espera-se que os modelos preditivos propostos sejam eficazes e permitam prever com precisão os gastos da indústria brasileira a partir de diferentes cenários de matrizes energéticas, possibilitando identificar reduções significativas nos custos de produção e subsidiar alternativas que resultem em menores níveis de emissões de gases de efeito estufa.

REFERENCIAL TEÓRICO

Tendências de crescimento econômico e o aumento do consumo podem provocar uma elevação de até 4 °C na temperatura global até 2100, o que trará consequências climáticas cada vez mais intensas e frequentes (Santos et al., 2021). Por isso, o Acordo de Paris estabeleceu como meta manter o aquecimento global abaixo de 2 °C, comparativamente aos níveis pré-industriais (Bergman-Fonte et al., 2023; Santos et al., 2024; Treut et al., 2021). Para tanto, o processo de descarbonização das economias mundiais é imprescindível à redução das emissões dos gases causadores do efeito estufa (Heo et al., 2024; Santos et al., 2021), o que demanda o investimento mundial em novas fontes de energia (Santos et al., 2024).

Enquanto uma peça-chave desse processo de crescimento econômico e elevação do consumo, a industrialização gera empregos, reduz a pobreza e contribui significativamente para o desenvolvimento das economias mundiais (Singh & Chudasama, 2021). Contudo, uma vez que o segmento industrial é caracterizado pelo intenso consumo energético, sendo responsável por cerca de 30% do consumo global de energia (Hamed, Mohammed, & Olabi, 2023; Heo et al., 2024), suas emissões totais de gases do efeito estufa (diretas e indiretas) podem atingir cerca de um terço das emissões mundiais (Cooper et al., 2024; Hamed, Mohammed & Olabi, 2023; Heo et al., 2024; Löfgren & Rootzén, 2021; Samadi, Fischer & Lechtenböhmer, 2023).

Caracterizado como um segmento econômico “difícil de descarbonizar” devido à diversidade e à complexidade dos processos que o compõem, o setor industrial tem uma ampla gama especializações produtivas que dificultam a avaliação dos impactos positivos decorrentes da descarbonização de seus processos como um todo (Thiel & Stark, 2021). Entretanto, o investimento na transição energética, de combustíveis fósseis para sistemas de baixo carbono, aliado à diversificação do respectivo mix energético, pode ser uma alternativa complementar e viável, ainda que sujeita a restrições técnicas, ambientais e econômicas (Felder & Kumar, 2021).

Muito além da simples troca de combustíveis e/ou fontes de energia, a transição energética implica a passagem de um sistema produtivo para outro, uma vez que é esse sistema de produção que demanda o consumo energético. Essa transição requer, ainda, a saída controlada do sistema energético vigente, e para tanto, a inovação tecnológica é chave dessa mudança (Henderson & Sen, 2021). Por sua vez, o processo de diversificação demanda a expansão das fontes energéticas, passando de operações baseadas em combustíveis fósseis para novos mercados e produtos energéticos de baixo carbono (Ali et al., 2023), de forma a ampliar o mix energético utilizado nos processos produtivos.

Além de permitir alcançar os objetivos de desenvolvimento sustentável (ODS) da Organização das Nações Unidas (ONU) e se caracterizar como um componente crítico do crescimento industrial, o processo de redução das emissões dos gases do efeito estufa via mudanças na utilização de fontes energéticas, por meio de transição e/ou diversificação, pode aumentar a capacidade produtiva e, por consequência, reduzir os custos com energia (Hamed, Mohammed & Olabi, 2023). Contudo, tanto a transição quanto a diversificação energética exigem a identificação dos fatores que podem dificultar a utilização de fontes de energia de baixo carbono.

Nesse contexto, a introdução de tecnologias produtivas menos poluentes somente será atrativa após superar quatro categorias de barreiras: (i) de mercado, caracterizadas pela elevada sensibilidade do mercado aos preços praticados, normalmente mais altos para produtos produzidos com baixos níveis de emissões, o que afeta a respectiva demanda e estimula a opção por sucedâneos, entre outros fatores; (ii) tecnológicas, relacionadas às incertezas quanto à viabilidade comercial, ao desempenho técnico e à falta de padronização de design, que geram dificuldades de aprendizagem, pesquisa e desenvolvimento, bem como longos ciclos de investimentos; (iii) regulatórias, que dizem respeito aos riscos associados às mudanças no ambiente regulatório, às diferenças de políticas adotadas de um ambiente para outro e às diferenças em relação à função de instrumentos políticos específicos de longo prazo; e (iv) de coordenação, que se referem ao momento ideal para implantação de infraestrutura, coordenação das cadeias de fornecedores e consumidores, coordenação entre ambientes interno, externo e internacional, e financiamento, assim como outras possibilidades relacionadas aos diversos participantes dos segmentos de uma economia (Löfgren & Rootzén, 2021).

A despeito das tecnologias disponíveis para redução das emissões industriais de gases do efeito estufa, os custos e os respectivos níveis de eficiência também são questões que demandam atenção, pois a intensidade dessas emissões não é homogênea, variando de um setor produtivo para outro e de acordo com a composição dos mix energéticos e das tecnologias produtivas (Araújo et al., 2024). Além disso, a integração de fontes renováveis de energia ao setor industrial, seja pela transição, seja pela diversificação, pode permitir a identificação de potenciais oportunidades e reduzir o tempo gasto no processo de tomada de decisões sobre investimentos em tecnologias produtiva baseadas em energia renováveis (Hamed, Mohammed & Olabi, 2023). Por isso, a transição dos sistemas industriais envolve questões mais amplas que passam por temas relacionados à captura e utilização dos gases do efeito estufa, à eficiência energética, às mudanças no processo de geração energética, à eletrificação, entre outras variáveis (Singh & Chudasama, 2021).

Nesse sentido, torna-se imperativo promover a aceleração do desenvolvimento e a difusão de novas tecnologias produtivas na indústria, que atualmente é caracterizada pelo elevado consumo energético, pelos grandes parques fabris, pelos altos custos, pelo design não padronizado e por um alto nível de integração (Löfgren & Rootzén, 2021). Ainda, do ponto de vista econômico, a energia produzida a partir fontes renováveis está condicionada a fatores como clima e políticas de liberalização da sua comercialização/fornecimento, entre outras variáveis, o que leva à volatilidade nos respectivos preços e influencia os custos com energia na indústria (Shwaiger, Trautner & Bleicher, 2023). Dessa forma, apesar dos custos de produção na indústria estarem relacionados a despesas com pessoal, material e energia, entre outros fatores, os gastos com energia também são significativamente expressivos e estão relacionados a diferentes fontes, por exemplo, gás, carvão, eletricidade etc. (Yi et al., 2022).

Especificamente em relação à indústria nacional, os gastos anuais com a compra de energia elétrica e combustíveis assumem especial relevância enquanto valores integrantes dos componentes da estrutura do valor da transformação industrial brasileira. Contraditoriamente, apesar de possuir uma das maiores e mais dinâmicas economias mundiais em desenvolvimento, e ainda ser dotado de uma matriz energética rica em fontes

renováveis, o Brasil está entre os maiores geradores mundiais de carbono, o que o torna um caso interessante a ser estudado (Udemba & Tosun, 2022).

Segundo dados do IBGE (2024), apesar dos gastos com a compra de energia elétrica e combustíveis da indústria brasileira como um todo atingirem uma média de 5,06% do seu custo total anual, ou ainda 2,61% do montante da respectiva receita líquida anual, quando analisados de forma evolutiva (montantes totais ao longo do tempo), o que se observa é um crescimento de 379% entre 2007 e 2022. Por isso, os estudos acerca da redução dos custos com energia assumem especial relevância tanto sob a perspectiva ambiental quanto sob a perspectiva econômica (Yi et al., 2022), o que faz com que esse tipo de gasto (custos com energia) deixe de ser ignorado nos processos de planejamento da produção (Shen, Dauzère-Pérès & Maecker, 2023).

Assim, diante do atual contexto ambiental global, surgem relevantes questionamentos à luz da perspectiva econômico-produtiva local. Uma vez que as nações buscam alternativas para mitigar os impactos climáticos das emissões de gases efeito estufa, mediante o aumento da participação de fontes de energia limpa nas suas matrizes energéticas (Samadi, Fischer & Lechtenböhmer, 2023), vislumbra-se a possibilidade de que a avaliação das consequências econômicas decorrentes da transição e/ou diversificação de fontes energéticas na indústria brasileira, particularmente sobre os gastos com compras de energia elétrica e consumo de combustíveis, conforme almejado por esta investigação, possa contribuir para o desenvolvimento de políticas públicas mais efetivas, assim como para o apoio à tomada de decisões voltadas ao planejamento estratégico em setores-chave da economia, como energia e indústria, visando à sustentabilidade ambiental.

METODOLOGIA

Para avaliar os impactos das mudanças na matriz energética sobre os gastos da indústria brasileira com eletricidade e combustíveis, foram levantados dados do BEN, junto à Empresa de Pesquisa Energética (EPE, 2024), para compor a base sobre a participação relativa das fontes energéticas. Os dados sobre gastos totais com eletricidade e combustíveis foram obtidos junto ao IBGE (2024). As informações acerca do consumo final de energia da indústria brasileira são fornecidas pela Empresa de Pesquisa Energética (EPE, 2024) para os anos 1970 até 2023, em 1000 (10^3) toneladas equivalentes de petróleo (tep), sendo que, para o cálculo da participação relativa de cada fonte energética no total consumido pela indústria, segundo o BEN, foi utilizada a fórmula da Equação 1.

$$\text{Participação relativa \% } A_{(fonte)} = \left(\frac{\text{consumo}(fonte) \text{ em } 10^3 \text{ tep}}{\text{total em } 10^3 \text{ tep}} \right) \times 100 \quad (1)$$

Uma vez que as informações referentes aos gastos com compras de energia elétrica e consumo de combustíveis, levantadas junto ao IBGE (2024), estavam disponíveis somente para os anos 2007 até 2022, em R\$ 1.000, o período adotado para análise nesta investigação contemplou 16 observações anuais ($n = 16$) tanto para a variável dependente (gastos com compras de energia elétrica e consumo de combustíveis) quanto para as suas possíveis variáveis explicativas (participação relativa dos combustíveis utilizados anualmente como fontes de energia da indústria brasileira como um todo), caracterizando-se, assim, o conjunto dos dados integrantes da amostra desta pesquisa (Tabela 1).

Tabela 1. Perfil da amostra de pesquisa (amostra original), para um total de 16 observações ($n = 16$)

Variáveis	média	lim. inf.	lim. sup.	desvio	mediana	mínimo	máximo
Gastos com compras de energia elétrica + consumo de combustíveis (1000 reais)	76.389.271	62.117.542	90.661.000	29.126.513	72.438.957	40.119.359	151.969.762
Gás natural (%) ^a	10,51631	10,19149	10,84114	0,66292	10,54300	8,76400	11,35700
Carvão vapor (%) ^a	4,08913	3,90234	4,27591	0,38120	4,11950	3,17000	4,67200
Lenha (%) ^a	8,64269	8,42935	8,85603	0,43540	8,70750	7,51300	9,40500
Subprodutos da cana (%) ^a	19,31281	18,53108	20,09455	1,59541	19,37400	16,28800	21,99700
Outras fontes primárias (%) ^a	8,35275	7,55723	9,14827	1,62355	7,97550	6,16000	11,31700
Biodiesel (%) ^a	0,07919	0,05752	0,10086	0,04423	0,07850	0,00800	0,14200
Óleo diesel (%) ^a	1,12063	1,04037	1,20088	0,16378	1,16750	0,80800	1,36300
Óleo combustível (%) ^a	2,96925	2,37458	3,56392	1,21363	2,90150	1,58600	5,26100
GLP (%) ^a	1,12163	1,05119	1,19206	0,14374	1,19300	0,82300	1,28800
Querosene (%) ^a	0,00213	0,00151	0,00274	0,00126	0,00200	0,00100	0,00500
Gás de cidade e de coqueira (%) ^a	1,38588	1,35216	1,41959	0,06880	1,37150	1,28700	1,52700
Coque de carvão mineral (%) ^a	8,76888	8,46074	9,07701	0,62885	8,88100	7,00200	9,70000
Eletricidade (%) ^a	20,75231	20,51716	20,98746	0,47991	20,53050	20,18600	21,57500
Carvão vegetal (%) ^a	4,77413	4,33752	5,21073	0,89104	4,56450	3,86000	6,99800
Outras fontes secund. de petróleo (%) ^a	8,01494	7,62519	8,40469	0,79543	8,26400	6,46900	9,09000
Alcatrão (%) ^a	0,09731	0,08723	0,10739	0,02057	0,10550	0,04800	0,11700

Fonte: Autores. (a) Participação relativa de cada fonte no total consumido pela indústria nacional, segundo a respectiva matriz energética, calculada a partir da seguinte fórmula: $\text{Participação relativa \%}_{(fonte)} =$

$$\left[\frac{\text{consumo}_{(fonte)} \text{ em } 10^3 \text{ tep}}{\text{total em } 10^3 \text{ tep}} \right] 100 \text{ }.$$

Ainda em relação ao processo de composição da amostra deste estudo, cabe observar que, apesar de integrarem a matriz energética informada pela EPE (2024) por serem consumidas por outros segmentos econômicos nacionais, algumas fontes energéticas não apresentaram consumo por parte da indústria brasileira e, portanto, não foram alvo de análise nesta investigação. Enquadraram-se nessa situação as seguintes fontes energéticas: petróleo; carvão metalúrgico; urânio U308; energia hidráulica; gasolina; nafta energética; urânio U02; álcool etílico anidro ou hidratado; e outros produtos energéticos de petróleo.

O processo de análise de dados consistiu na estimativa, simulação e avaliação dos impactos nos gastos com compras de energia elétrica e consumo de combustíveis da indústria, diante de alterações na respectiva matriz energética, e foi desenvolvido com a utilização de técnicas de ML baseadas em RNA-MLP.

Contudo, uma vez que modelos preditivos baseados em RNA-MLP requerem uma expressiva quantidade de observações (exemplos) para o seu treinamento e validação, a utilização de pequenas quantidades de dados nesse processo pode levar à ocorrência de problemas relacionados ao *overfitting* (Collins et al., 2021). Esse tipo de problema ocorre quando um modelo pesquisado a partir de técnicas de ML, especialmente as RNA-MLP (Murakoshi, 2005), se ajusta muito bem aos dados de treinamento, apresentando baixo erro, mas perde a capacidade de generalização dos dados de teste, o que gera índices de erro significativamente elevados (Wang et al., 2023).

Para evitar problemas relacionados ao *overfitting*, uma vez que a amostra original desta pesquisa foi composta por apenas 16 observações anuais (n) para todas as suas variáveis, foi utilizado o método de reamostragem de *bootstrap*. Essa metodologia consiste em tomar a amostra de pesquisa original como uma “amostra mestre”, levando em conta o respectivo perfil amostral, e promover a reamostragem com reposição, simulando diversas amostras com quantidades distintas de observações ($n > 16$) por meio de randomização (Liu & Dai, 2023), denominadas “amostras de *bootstrap*”. Esse processo de reamostragem acontece sem que necessariamente se assuma algum tipo de distribuição teórica específica (Efron, 1979), tomando-se, porém, o cuidado de garantir que cada “amostra de *bootstrap*” apresente as mesmas características essenciais da “amostra mestre” (McRoberts et al., 2023).

Assim, após assumir a amostra original desta pesquisa como “amostra mestre”, foi aplicado o método de *bootstrap* e foram geradas 10 “amostras de *bootstrap*” com quantidades de observações (n) distintas, mas com o mesmo perfil da amostra original descrito na Tabela 1. Dessa forma, foi composta uma base de dados com um total de 11 amostras — 1 amostra original (mestre) e outras 10 amostras de *bootstrap* com quantidades de observações (n) variando de 100 em 100, ou seja: “boot100” com 100 observações ($n = 100$), “boot200” com 200 observações ($n = 200$), e assim sucessivamente até a amostra de *bootstrap* final “boot1000” com 1.000 observações ($n = 1.000$).

A partir da base de dados formada pela amostra original e pelas amostras *bootstrap*, foi implementada uma RNA MLP para cada amostra considerada, sendo utilizados 70% da quantidade de observações (n) para treinamento e 30% para testes da capacidade preditiva das respectivas redes neurais. Esse processo teve por objetivo promover a aprendizagem das RNA MLP sobre como os consumos relativos anuais de energia, baseados em diversas fontes de combustíveis, poderiam direcionar, mediante previsões, o montante (em R\$ 1.000) dos gastos com compras de energia elétrica e consumo de combustíveis da indústria brasileira.

Além da proporção amostral utilizada para treinamento (70% n) e teste (30% n), todas as RNA MLP contaram com 16 variáveis explicativas nas suas respectivas camadas de entrada, padronizadas pelo método do escalonamento (mensuráveis em unidades quantitativas), 1 camada oculta com, no mínimo, 5 unidades *perceptron* cada, excluindo-se a(s) unidade(s) de viés, e ainda, utilizando função de ativação pelo método da tangente hiperbólica. Na camada de saída, foram utilizadas a padronização como método de reescalonamento da variável dependente, a função de ativação identidade e a função de minimização do erro pela soma dos quadrados.

Para avaliar o desempenho das 11 RNA MLP (10 para amostras de *bootstrap* com n diversos e 1 para a amostra original com $n = 16$ observações), foi utilizado o conjunto de métricas formado pelos indicadores quantitativos, com as respectivas formas de cálculos, unidades de medida e parâmetros de decisão. Todavia, como esses indicadores apresentam vantagens e limitações próprias, as RNA MLP desta pesquisa foram avaliadas mediante a utilização complementar daquelas métricas (Tabela 2), e ainda, de forma comparativa para os processos de treinamento e teste, a fim de avaliar a presença de *overfitting* nas RNA MLP, além de identificar a rede neural com melhor desempenho preditivo.

Tabela 2. Relação das métricas de precisão utilizadas para avaliação de desempenho das RNA MLP

Fórmula	Unidade de medida (un) e parâmetro de decisão
$R^2(y, \hat{y}) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$	$0 < R^2 < 1$ sendo que, quanto mais próximo de 1 melhor
$MAE(y, \hat{y}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i $	<i>un do MAE = un de y</i> sendo que, quanto menor melhor
$MAPE(y, \hat{y}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{ y_i - \hat{y}_i }{ y_i }$	$0 < MAPE < 1$ sendo que, quanto menor melhor
$MdAPE(y, \hat{y}) = \frac{ y_i - \hat{y}_i }{ y_i }$	$0 < MdAPE < 1$ sendo que, quanto menor melhor
$SMAPE(y, \hat{y}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{ y_i - \hat{y}_i }{(y_i + \hat{y}_i)/2}$	$0 < SMAPE < 1$ sendo que, quanto menor melhor
$WMAPE(y, \hat{y}) = \frac{\sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i }{\sum_{i=1}^n y_i }$	$0 < WMAPE < 1$ sendo que, quanto menor melhor

Fonte: Autores.

Após identificar a RNA MLP com melhor desempenho preditivo, assumiu-se como parâmetro base (base para simulações) o montante dos gastos com compras de energia elétrica e consumo de combustíveis do ano de 2022, bem como, as respectivas participações relativas de cada fonte no consumo energético total da indústria nacional, e assim, foram simulados 12 cenários ([C]) distintos ([C1], ...[C12]) com alterações naquelas participações relativas, de forma a se avaliar o sentido (+ ou acréscimo, ou ainda, - ou redução) e a intensidade das alterações geradas nos respectivos totais de gastos (Δ).

Nos 11 primeiros cenários ([C1], ..., [C11]), as duas fontes com maior participação no BEN da indústria, eletricidade e subprodutos da cana (fontes limpas e renováveis), tiveram incremento de 0,50% cada. Em contrapartida, as demais fontes com participação > 1% em 2022 sofreram redução de 1,00% cada: [C1] gás natural; [C2] carvão vapor; [C3] lenha; [C4] outras fontes primárias; [C5] outras fontes secundárias de petróleo; [C6] óleo diesel; [C7] óleo combustível; [C8] gás liquefeito de petróleo (GLP); [C9] gás de cidade e de coqueira; [C10] coque de carvão mineral; e [C11] carvão vegetal. O cenário [C12] reduziu em 0,10% todas essas fontes e elevou em 0,55% a participação da eletricidade e dos subprodutos da cana. Cabe observar que aquelas fontes energéticas cuja participação relativa no BEN da indústria brasileira de 2022 foi inferior a 1,00% não tiveram reduções simuladas nas respectivas participações, ou seja: o biodiesel, com uma participação relativa em 2022 de 0,14%; o alcatrão, com uma participação relativa em 2022 de 0,010%; e, o querosene, com uma participação relativa em 2022 de 0,001% ($\approx 0,00\%$).

Cabe observar que as fontes energéticas cuja participação relativa no BEN da indústria brasileira de 2022 foi inferior a 1,00% não tiveram reduções simuladas nas respectivas participações, ou seja: o biodiesel, com 0,14%; o alcatrão, com 0,010%; e o querosene, com 0,001% ($\approx 0,00\%$).

Após a realização das simulações descritas em cada um dos 12 cenários ([C1], ..., [C12]), foram identificadas as respectivas variações (Δ) absolutas (Δ Gastos [R\$ 1.000]) e relativas ou percentuais (Δ Gastos [%]), comparativamente aos montantes totais de gastos (em R\$ 1.000) observados no ano de 2022. Com base nessas variações, foram realizadas análises voltadas à

identificação das fontes energéticas utilizadas pela indústria brasileira com maiores impactos nos gatos com compras de energia elétrica e consumo de combustíveis.

Diante da metodologia descrita e do respectivo objeto de estudo, a presente investigação pode ser classificada como uma pesquisa empírica apoiada em métodos computacionais aplicados na análise de fenômenos de natureza ambiental.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A aplicação do método de *bootstrap* aos dados da amostra de pesquisa original permitiu gerar 10 amostras de *bootstrap* com quantidades totais de observações (n) entre 100 ($n = 100$) e 1.000 ($n = 1.000$), com variação das respectivas quantidades de 100 em 100 observações. Para cada uma das 10 amostras de *bootstrap* (boot100, boot200, ..., boot1000), 70% do total ($0,70 n$) foi utilizado para treinamento das RNA MLP, e os 30% restantes ($0,30 n$), para testes das RNA MLP treinadas inicialmente (Tabela 3).

Tabela 3. Avaliação de desempenho das RNA MLP por amostra

Amostra	Tipo	n	R ²	(1-R ²)100	MAE	MAPE	SMAPE	WMAPE
Amostra original	Treinamento	11	0,9993	0,07%	297.162	0,0045	0,0045	0,0048
	Teste	5	-2,6203	362,03%	35.801.339	0,2841	0,3668	0,3300
Boot100	Treinamento	70	0,9990	0,10%	364.832	0,0056	0,0056	0,0052
	Teste	30	0,8544	14,56%	5.078.323	0,0376	0,0416	0,0623
Boot200	Treinamento	140	0,9992	0,08%	482.056	0,0083	0,0082	0,0064
	Teste	60	0,9991	0,09%	563.296	0,0096	0,0096	0,0076
Boot300	Treinamento	210	0,9993	0,07%	532.917	0,0083	0,0083	0,0071
	Teste	90	0,9995	0,05%	525.583	0,0083	0,0083	0,0069
Boot400	Treinamento	280	0,9993	0,07%	535.563	0,0077	0,0077	0,0070
	Teste	120	0,9994	0,06%	529.709	0,0077	0,0077	0,0068
Boot500	Treinamento	350	0,9992	0,08%	533.327	0,0089	0,0088	0,0071
	Teste	150	0,9993	0,07%	572.140	0,0095	0,0095	0,0074
Boot600	Treinamento	420	0,9993	0,07%	515.354	0,0083	0,0083	0,0068
	Teste	180	0,9992	0,08%	578.478	0,0089	0,0090	0,0076
Boot700	Treinamento	490	0,9994	0,06%	460.948	0,0075	0,0075	0,0062
	Teste	210	0,9995	0,05%	440.267	0,0071	0,0071	0,0056
Boot800	Treinamento	560	0,9993	0,07%	603.824	0,0088	0,0088	0,0079
	Teste	240	0,9993	0,07%	592.891	0,0084	0,0084	0,0075
Boot900	Treinamento	630	0,9993	0,07%	481.916	0,0074	0,0074	0,0063
	Teste	270	0,9992	0,08%	562.716	0,0087	0,0087	0,0076
Boot1000	Treinamento	700	0,9995	0,05%	516.816	0,0077	0,0077	0,0069
	Teste	300	0,9995	0,05%	519.523	0,0073	0,0073	0,0067

Fonte: Autores.

A avaliação de desempenho das RNA MLP mostrou que as redes neurais com quantidades totais de observações (n) inferiores a 300 ($n < 300$, portanto, amostra original, boot100 e boot200) apresentaram desempenhos comparativamente distintos entre os processos de treinamento e teste. Tais diferenças caracterizam-se como indícios da presença de *overfitting* (Collins et al., 2021).

Embora as RNA MLP treinadas com amostras a partir de 300 observações ($n \geq 300$) apresentassem métricas com valores próximos para treinamento e teste, a rede neural treinada e testada com a amostra composta por 400 observações ($n = 400$), portanto, a amostra boot400, foi considerada a de melhor desempenho entre todas, pois combinou os menores valores e a maior proximidade entre treinamento e teste, superando inclusive a boot300.

A partir daquela RNA MLP com melhor desempenho preditivo (boot400), foram realizadas simulações baseadas na estimativa do total dos gastos com compras de energia elétrica e consumo de combustíveis das empresas do segmento industrial brasileiro para a composição de cenários com incrementos simultâneos de 0,50% na participação relativa das duas fontes energéticas com maior participação no BEN da indústria brasileira, que são também as duas fontes de energia consideradas limpas e renováveis: subprodutos da cana (19,31%) e eletricidade (20,75%). Nos cenários [C1] a [C11], foi simulada uma redução de 1,00% em cada uma das demais fontes energéticas utilizadas pela indústria brasileira (Tabela 4). Além disso, foi proposto um cenário ([C12]) no qual foi simulado um incremento simultâneo de 0,55% na participação das duas fontes energéticas com maior participação relativa no BEN (subprodutos da cana e eletricidade) e uma redução simultânea de 0,10% em todas as demais fontes (11 fontes) analisadas.

Tabela 4. Cenários simulados para os gastos com compras de energia elétrica + consumo de combustíveis, mediante aplicação de RNA MLP

Fontes / Cenários	Base = 2022 ^a	[C1]	[C2]	[C3]	[C4]	[C5]	[C6]	[C7]	[C8]	[C9]	[C10]	[C11]	[C12]
Eletricidade (%)	21,58	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50	+0,55
Subprodutos cana (%)	18,28	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50	+0,55
Gás natural (%)	10,48	-1,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,10
Carvão vapor (%)	4,11	0,00	-1,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,10
Lenha (%)	8,85	0,00	0,00	-1,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,10
Outras fontes primárias (%)	11,32	0,00	0,00	0,00	-1,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,10
Outras fontes secund. de petróleo (%)	6,47	0,00	0,00	0,00	0,00	-1,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,10
Óleo diesel (%)	1,36	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-1,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,10
Óleo combustível (%)	1,77	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-1,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,10
GLP (%)	1,23	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-1,00	0,00	0,00	0,00	-0,10
Gás de cidade e de coqueira (%)	1,36	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-1,00	0,00	0,00	-0,10
Coque de carvão mineral (%)	8,46	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-1,00	0,00	-0,10
Carvão vegetal (%)	4,51	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-1,00	-0,10
Biodiesel (%)	0,14	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Alcatrão (%)	0,10	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Querosene (%)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Gastos com compras de energia elétrica + consumo de combustíveis (R\$1000)	151.969.762	143.341.183	147.645.412	159.308.238	150.923.496	155.854.162	93.087.281	155.895.399	121.255.542	116.805.616	137.074.887	149.488.434	151.146.625
ΔGastos (R\$1000)	0,00	-8.628.579	4.324.350	7.338.476	-1.046.266	3.884.400	-58.882.481	3.925.637	-30.714.220	-35.164.146	-14.894.875	-2.481.328	-823.137
ΔGastos (%)	0,00	-5,68	-2,85	4,83	-0,69	2,56	-38,75	2,58	-20,21	-23,14	-9,80	-1,63	-0,54

Fonte: Autores. (a) Participação relativa de cada fonte no total consumido pela indústria nacional, segundo a respectiva matriz energética, calculada a partir da seguinte fórmula: $Participação\ relativa\ \%_{(fonte)} = [(consumo_{(fonte)}\ em\ 10^3\ tep / total\ em\ 10^3\ tep) \cdot 100]$.

As simulações, com exceção das fontes energéticas baseadas em lenha ([C3]), outras fontes secundárias de petróleo ([C5]) e óleo combustível ([C7]), indicaram que as substituições/reduções de 1% nas demais fontes geraram reduções nos gastos com compras de energia elétrica e consumo de combustíveis. As economias mais significativas foram observadas na substituição/redução de 1% da energia gerada a partir do óleo diesel ([C6]), GLP ([C8]) e gás de cidade e de coqueira ([C9]), com diminuições de 38,75, 20,21 e 23,14%, respectivamente.

Nos demais cenários ([C1], [C2], [C4], [C10] e [C11]), as economias previstas seriam inferiores a 10%, variando de 0,69 até 9,80%. Ainda, na eventual substituição/redução simultânea de 0,10% em todas as fontes energéticas, com incremento de 0,55% na participação da energia baseada em subprodutos da cana-de-açúcar e 0,55% de energia baseada em eletricidade ([C12]), foi observado o menor percentual de economia em relação aos gastos com compras de energia elétrica e consumo de combustíveis da indústria, segundo informações resumidas.

Do ponto de vista ambiental, todas as substituições/reduções de fontes energéticas que geraram economias de gastos seriam justificadas, já que, em todas essas situações ([C1], [C2], [C4], [C6], [C8], [C9], [C10], [C11] e [C12]), as fontes energéticas substituídas/reduzidas podem ser consideradas poluentes (geradoras de gases do efeito estufa), como é o caso do gás natural, do carvão, do óleo diesel, do coque de carvão mineral, entre outras. Por outro lado, as substituições de 1% na participação de fontes energéticas baseadas em lenha ([C3]), outras fontes secundárias de petróleo ([C5]) e óleo combustível ([C7]), que seriam justificáveis do ponto de vista ambiental, não seriam tão atrativas do ponto de vista econômico, uma vez que não seriam capazes de gerar reduções de gastos para a indústria brasileira.

Como principal evidência produzida por esta investigação, destaca-se o fato de que uma eventual transição energética baseada na utilização de fontes energéticas menos poluentes seria atrativa do ponto de vista econômico, mostrando-se capaz de superar, pelo menos, parte das barreiras de mercado baseadas em custos. Contudo, não é possível afirmar que seria possível transpor barreiras de natureza tecnológica, regulatória e/ou de coordenação.

Ainda assim, essa evidência pode orientar a decisão sobre quais fontes energéticas poderiam ser priorizadas no processo de transição via diversificação do mix energético que compõe o BEN do segmento industrial brasileiro. A partir das informações produzidas, é possível identificar as fontes produtoras da energia consumida pelo processo industrial que seriam mais atrativas em função das respectivas reduções de custos. Isso, por sua vez, poderia caracterizar-se como um fator de estímulo à transição por parte das empresas desse segmento econômico.

Todavia, esse estímulo dependeria diretamente das tecnologias demandadas para a respectiva transição, especialmente os fatores relacionados aos custos e à disponibilidade tecnológica em si, uma vez que tanto o custo quanto a disponibilidade de tecnologias produtivas podem inviabilizar o uso de fontes alternativas.

Por fim, poder-se-ia argumentar que os incrementos de participação relativa das fontes consideradas alternativas no processo de transição utilizaram apenas duas categorias energéticas, subprodutos da cana-de-açúcar e eletricidade, o que poderiam levar a uma concentração indesejada. Porém, além do percentual de acréscimo nas respectivas participações relativas poder ser considerado relativamente pequeno (apenas 0,50% em cada), deve-se levar em conta que essas são duas fontes de recursos considerados abundantes no contexto brasileiro. Aliado a isso, deve-se ponderar os elevados percentuais estimados para as possíveis reduções/economias produzidas no total dos gastos com compras de energia elétrica e consumo de combustíveis das empresas do segmento industrial brasileiro.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

As alterações climáticas experimentadas ao longo dos últimos anos têm levantado muitos questionamentos acerca do relacionamento entre desenvolvimento econômico, sustentabilidade e sistemas energéticos. Isso tem exigido cada vez mais mudanças nas fontes e formas de produção e consumo de recursos.

A despeito do fato dos avanços tecnológicos facilitarem o processo de geração de energia por meio de múltiplas fontes, o que cria oportunidades de transição e diversificação energéticas, uma questão importante é avaliar como direcionar a tomada de decisões voltadas à orientação de políticas e estratégias sustentáveis, tanto do ponto de vista ambiental quanto econômico, de forma a viabilizar as mudanças requeridas. Nesse sentido, a pesquisa de alternativas de curto prazo pode viabilizar o processo de descarbonização a médio prazo.

O conhecimento produzido a partir desta investigação permite a análise de múltiplas alternativas que podem tornar o processo de transição energética na indústria brasileira, via mudanças no respectivo mix de fontes, mais atrativo ambiental e economicamente, pois identifica como essas alterações podem influenciar os gastos com compras de energia elétrica e consumo de combustíveis das empresas do segmento industrial brasileiro.

Dessa maneira, ao sinalizar potenciais aumentos do lucro, via redução de custos, e, ainda, ao fazê-lo identificando possibilidades de alterações factíveis no BEN da indústria, os resultados desta pesquisa podem ser somados aos achados de outros estudos de natureza correlata e, assim, contribuir para o direcionamento e a aceleração da busca por alternativas e inovações tecnológicas capazes de viabilizar o processo de descarbonização industrial, bem como para o desenvolvimento de políticas públicas mais efetivas na mitigação das emissões de gases de efeito estufa e para a tomada de decisões voltadas ao planejamento estratégico em setores-chave da economia, como energia e indústria.

REFERÊNCIAS

- Ali, K., Jianguo, D., Kirikkaleli, D., Mentel, G., & Altuntaş, M. (2023). Testing the role of digital financial inclusion in energy transition and diversification towards COP26 targets and sustainable development goals. *Gondwana Research*, 121, 293-306. <https://doi.org/10.1016/j.gr.2023.05.006>
- Araújo, O. de Q. F., Morte, I. B. B., Borges, C. L. T., Morgado, C. R. V., & Medeiros, J. L. de. (2024). Beyond clean and affordable transition pathways: A review of issues and strategies to sustainable energy supply. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 155(A), 109544. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2023.109544>
- Bergman-Fonte, C., Silva, G. N. da, Império, M., Draeger, R., Coutinho, L., Cunha, B. S. L., Rochedo, P. R. R., Szklo, A., & Schaeffer, R. (2023). Repurposing, co-processing and greenhouse gas mitigation. The Brazilian refining sector under deep decarbonization scenarios. *Energy*, 282, 128435.
- Braglia, M., Castellano, D., Gabbrielli, R., & Marrazzini, L. (2020). Energy Cost Deployment (ECD): A novel lean approach to tackling energy losses. *Journal of Cleaner Production*, 246, 119056. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.119056>
- Collins, S. D., Peek, N., Riley, R. D., & Martin, G. P. (2021). Sample sizes of prediction model studies in prostate cancer were rarely justified and often insufficient. *Journal of Clinical Epidemiology*, 133, 53-60. <https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2020.12.012>
- Cooper, S. J. G., Allen, S. R., Gailani, A., Norman, J. B., Owen, A., Barrett, J., & Taylor, P. (2024). Meeting the costs of decarbonising industry – The potential effects on prices and competitiveness. *Energy Policy*, 184, 113904. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2023.113904>
- Efron, B. (1979). Bootstrap methods: Another look at the jackknife. *The Annals of Statistics*, 7(1), 1-26. <https://doi.org/10.1214/aos/1176344552>
- Empresa de Pesquisa Energética. (2024). *Balanco energético nacional (BEN): Séries históricas e matrizes*. <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/BEN-Series-Historicas-Completas>
- Felder, F. A. & Kumar, P. (2021). A review of existing deep decarbonization models and their potential in policymaking. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 152, 111655. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111655>
- Ferreira, L. H. & Bragagnolo, C. (2024). Viabilidade econômica da microgeração fotovoltaica residencial no Brasil. *Estudo & Debate*, 31(2), 6-29. <https://doi.org/10.22410/issn.1983-036X.v31i2a2024.3558>

- Hamed, M. M., Mohammed, A., & Olabi, A. G. (2023). Renewable energy adoption decisions in Jordan's industrial sector. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 184, 113568. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.113568>
- Henderson, J. & Sen, A. (2021). The energy transition: Key challenges for incumbent and new players in the global energy system (OIES Paper ET:01). *Oxford Institute for Energy Studies*. <https://www.oxfordenergy.org/wpcms/wp-content/uploads/2021/09/Energy-Transition-Key-challenges-for-incumbent-players-in-the-global-energy-system-ET01.pdf>
- Heo, S., Byun, J., Ifaei, P., Ko, J., Ha, B., Hwangbo, S., & Yoo, C. (2024). Towards mega-scale decarbonized industrial park (Mega-DIP). *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 189(A), 113933. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.113933>
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (2024). Pesquisa Industrial Anual – Empresa (PIA-EMPRESA): Tabela 1842. *SIDRA*. <https://sidra.ibge.gov.br/tabela/1842>
- Liu, F. & Dai, Y. (2023). Product quality prediction method in small sample data environment. *Advanced Engineering Informatics*, 56, 101975. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2023.101975>
- Liu, H., Khan, I., Zakari, A., & Alharthi, M. (2022). Roles of trilemma in the world energy sector. *Energy Policy*, 170, 113238. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2022.113238>
- Löfgren, Å. & Rootzén, J. (2021). Brick by brick: Governing industry decarbonization. *Environmental Innovation and Societal Transitions*, 40, 189-202. <https://doi.org/10.1016/j.eist.2021.07.002>
- McRoberts, R. E., Naesset, E., Hou, Z., Ståhl, G., Saarela, S., Esteban, J., Travaglini, D., Mohammadi, J., & Chirici, G. (2023). How many bootstrap replications are necessary for estimating remote sensing-assisted errors? *Remote Sensing of Environment*, 288, 113455. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2023.113455>
- Murakoshi, K. (2005). Avoiding overfitting in multilayer perceptrons. *Biosystems*, 80(1), 37-40. <https://doi.org/10.1016/j.biosystems.2004.09.031>
- Samadi, S., Fischer, A., & Lechtenböhmer, S. (2023). The renewables pull effect. *Energy Research & Social Science*, 104, 103257. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2023.103257>
- Santos, D. A., Dixit, M. K., Kumar, P. P., & Banerjee, S. (2021). Assessing the role of vanadium technologies. *iScience*, 24(11), 103277. <https://doi.org/10.1016/j.isci.2021.103277>
- Santos, F. S. dos, Nascimento, K. K. F. do, Jale, J. da S., Xavier Júnior, S. F. A., & Ferreira, T. A. E. (2024). Brazilian wind energy generation potential. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 189(B), 113990. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.113990>
- Shen, L., Dauzère-Pérès, S., & Maecker, S. (2023). Energy cost efficient scheduling. *European Journal of Operational Research*, 310(3), 992-1016. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2023.04.017>
- Shwaiger, C., Trautner, T., & Bleicher, F. (2023). Energy-cost-optimized strategies for discrete mechanical manufacturing. *Procedia CIRP*, 118, 1022-7. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2023.04.171>
- Singh, P. K. & Chudasama, H. (2021). Conceptualizing and achieving industrial system transition. *Global Environmental Change*, 70, 102349. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2021.102349>
- Thiel, G. P. & Stark, A. K. (2021). To decarbonize industry, we must decarbonize heat. *Joule*, 5(3), 531-50. <https://doi.org/10.1016/j.joule.2020.12.017>
- Treut, G. L., Lefèvre, J., Lallana, F., & Bravo, G. (2021). The multi-level economic impacts of deep decarbonization. *Energy Policy*, 156, 112423. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2021.112423>
- Udemba, E. N. & Tosun, M. (2022). Energy transition and diversification. *Energy*, 239(C), 122199. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.122199>
- Waheed, R., Sarwar, S., & Wei, C. (2019). The survey of economic growth, energy consumption and carbon emission. *Energy Reports*, 5, 1103-15. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2019.08.053>
- Wang, M., Hui, G., Pang, Y., Wang, S., & Chen, S. (2023). Optimization of machine learning approaches for shale gas production forecast. *Geoenergy Science and Engineering*, 226, 211719. <https://doi.org/10.1016/j.geoen.2023.211719>
- Yang, X. & Khan, I. (2022). Dynamics among economic growth, urbanization, and environmental sustainability. *Environmental Science and Pollution Research*, 29, 4116-27. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-16000-z>
- Yi, L., Langlotz, P., Hussong, M., Glatt, M., Sousa, F. J. P., & Aurich, J. C. (2022). An integrated energy management system using double deep Q-learning. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 38, 844-60. <https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2022.08.009>