



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ – UFC
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, ATUÁRIA E
CONTABILIDADE – FEAAC
PROGRAMA DE ECONOMIA PROFISSIONAL – PEP

ROGÉRIO SILVA MOREIRA

UMA MEDIDA DE POBREZA ENERGÉTICA PARA O BRASIL

FORTALEZA

2023

ROGÉRIO SILVA MOREIRA

UMA MEDIDA DE POBREZA ENERGÉTICA PARA O BRASIL

Dissertação submetida à Coordenação do Programa de Economia Profissional – PEP, da Universidade Federal do Ceará - UFC, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Economia. Área de Concentração: Economia do Setor Público.

Orientador: Prof. Dr. João Mário Santos de França

Coorientadora: Profa. Dra. Guaracyane Lima Campêlo

FORTALEZA

2023

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Sistema de Bibliotecas

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

M839m Moreira, Rogério Silva.

Uma medida de pobreza energética para o Brasil / Rogério Silva Moreira. – 2023. 47 f. : il. color.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade, Mestrado Profissional em Economia do Setor Público, Fortaleza, 2023.

Orientação: Prof. Dr. João Mário Santos de França.

Coorientação: Profa. Dra. Guaracyane Lima Campêlo.

1. Pobreza energética. 2. Índice de Pobreza Multidimensional Energética. 3. Regressão logística. 4. Índice de Concentração. I. Título.

CDD 330

ROGÉRIO SILVA MOREIRA

UMA MEDIDA DE POBREZA ENERGÉTICA PARA O BRASIL

Dissertação submetida à Coordenação do Programa de Economia Profissional – PEP, da Universidade Federal do Ceará - UFC, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Economia. Área de Concentração: Economia do Setor Público.

Aprovada em: **30 de março de 2023.**

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. João Mário Santos de França (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Profa. Dra. Guaracyane Lima Campêlo (Coorientadora)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dra. Natália Cecília de França
Pesquisadora do Projeto Cientista Chefe/SEPLAG

RESUMO

Um dos objetivos de Desenvolvimento Sustentável da ONU consiste em garantir, até 2030, o acesso universal a serviços de energia acessíveis, confiáveis e modernos. Nesse sentido, o presente estudo analisou a pobreza energética no Brasil, por meio do Índice de Pobreza Multidimensional Energética (IPEM) desenvolvido por Nussbaumer, Bazilian e Modi (2012). Foi estimada uma Regressão Logística com o intuito de investigar os determinantes da incidência da pobreza energética multidimensional entre os domicílios brasileiros. As informações são provenientes da Pesquisa de Orçamentos Familiares – POF 2017/2018. Adicionalmente, verificou-se a desigualdade social na pobreza energética através da curva de concentração (CC) e o índice de concentração (IC). O IPEM estimado para o Brasil foi 0,107, indicando um baixo nível de pobreza energética. A ausência de computador é o indicador que mais contribui para o índice de pobreza energética multidimensional (41,2%), seguido da ausência de ventilador (27,9%) e da utilização de combustíveis inadequados para cozinhar (24,7%). Os resultados indicaram uma maior concentração da pobreza energética entre a parcela mais pobre da população. Além disso, as famílias vivendo em situação de pobreza energética multidimensional sofrem de diversas privações domiciliares, o que agrava ainda mais sua situação de vulnerabilidade social.

Palavras-chave: Pobreza energética. Índice de Pobreza Multidimensional Energética. Regressão logística. Índice de Concentração.

ABSTRACT

One of the UN Sustainable Development Goals is to ensure, by 2030, universal access to affordable, reliable and modern energy services. In this sense, the present study analyzed energy poverty in Brazil, using the Multidimensional Energy Poverty Index (IPEM) developed by Nussbaumer, Bazilian and Modi (2012). A Logistic Regression was estimated in order to investigate the determinants of the incidence of multidimensional energy poverty among Brazilian households. The information comes from the Household Budget Survey - POF 2017/2018. Additionally, social inequality in energy poverty was verified through the concentration curve (CC) and the concentration index (CI). The estimated IPEM for Brazil was 0.107, indicating a low level of energy poverty. The absence of a computer is the indicator that most contributes to the multidimensional energy poverty index (41.2%), followed by the absence of a fan (27.9%) and the use of inappropriate fuels for cooking (24.7%). The results indicated a greater concentration of energy poverty among the poorest part of the population. In addition, families living in a situation of multidimensional energy poverty suffer from various household deprivations, which further aggravates their situation of social vulnerability.

Keywords: Energy poverty. Multidimensional Energy Poverty Index. Logistic regression. Concentration Index.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Curva de concentração para pobreza energética.....	26
Figura 2 - Relação entre o índice de pobreza energética multidimensional e o índice de desenvolvimento humano, por UF.....	35
Figura 3 - Privações domiciliares por status de pobreza energética (%) – Brasil.....	36
Figura 4 - Condição de insegurança alimentar por status de pobreza energética (%) – Brasil.....	36
Figura 5 - Curva de concentração da pobreza energética no Brasil.....	37

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Definição das variáveis independentes.....	20
Quadro 2 - Dimensões, indicadores, condição de privação e peso.....	24
Quadro 3 - Efeitos de mudanças na linha de corte para privação em pobreza energética na distribuição das Unidades Federativas por quartis.....	47

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Quintis da distribuição da renda domiciliar <i>per capita</i>	22
Tabela 2 - Estatísticas descritivas das variáveis independentes.....	30
Tabela 3 - Parcela dos domicílios brasileiros abaixo da linha de corte em cada indicador do IPEM.....	31
Tabela 4 - Pobreza energética multidimensional no Brasil.....	32
Tabela 5 - Pobreza energética multidimensional por características do domicílio – Brasil.....	33
Tabela 6 - Distribuição da pobreza energética e da pobreza monetária (%).....	35
Tabela 7 - Resultados da regressão logística (variável dependente assume valor 1 se o domicílio sofre de pobreza energética multidimensional; valor 0, caso contrário).....	39

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	9
2	REVISÃO DE LITERATURA.....	12
2.1	Conceito e mensuração de pobreza energética.....	12
2.2	Estudos empíricos sobre pobreza energética.....	13
3	ASPECTOS METODOLÓGICOS.....	20
3.1	Bases de dados e variáveis.....	20
3.2	Índice de pobreza energética multidimensional.....	22
3.2.1	<i>Indicadores utilizados no cálculo do índice de pobreza energética multidimensional.....</i>	24
3.2.2	<i>Curva de concentração e índice de concentração.....</i>	25
3.3	Regressão logística.....	26
4	ANÁLISE DE RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	30
4.1	Estatísticas descritivas.....	30
4.2	Situação da pobreza energética multidimensional no Brasil.....	31
4.3	Pobreza energética e bem-estar social.....	34
4.4	Desigualdade social na pobreza energética multidimensional.....	37
4.5	Determinantes da pobreza energética.....	38
5	CONCLUSÕES.....	40
	REFERÊNCIAS.....	42
	APÊNDICE A – QUADRO 3.....	47

1 INTRODUÇÃO

A relevância da pobreza energética para enfrentar as diversas dimensões da pobreza teve destaque e foi incluída nos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) das Nações Unidas para a Agenda 2030 como o sétimo objetivo com enfoque no acesso universal, confiável, moderno e a preços acessíveis a serviços de energia, uma parcela maior de energia renovável na matriz energética e melhoria da eficiência energética. Apesar desse esforço, a pobreza energética continua sendo uma questão fundamental em muitos países e um desafio fornecê-la a todas as pessoas. (SACHS, 2022; MOYER; CHAVEZ; URIBE, 2021).

O relatório da Organização Mundial da Saúde em parceria com o Banco Mundial, Divisão de Estatística das Nações Unidas, Agência Internacional de Energia (IEA) e a Agência Internacional de Energia Renovável (IRENA) destacou que em 2020, 733 milhões de pessoas em todo o mundo não tinham acesso à eletricidade e 2,4 bilhões de pessoas utilizaram combustíveis para cozinhar prejudiciais à saúde e ao meio ambiente. Entre os 20 maiores países consumidores de energia, Brasil e Canadá tiveram as maiores parcelas de energia moderna renováveis em sua matriz energética em 2019, devido à forte dependência da hidrelétrica para eletricidade e bioenergia para calor e transporte. (WHO *et al.*, 2022).

Conforme a Síntese de Indicadores Sociais (SIS) do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE, com o uso de dados da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílio (PNAD Contínua 2012-2021), observou-se um aumento da desigualdade e da pobreza em virtude do panorama marcado pela crise sanitária do COVID-19, seguido da diminuição do Auxílio Emergencial e um mercado de trabalho ainda se recuperando em 2021. O impacto teve uma maior magnitude entre determinados grupos populacionais, como mulheres, crianças, e pessoas de cor preta ou parda, além da população que reside nas Regiões Norte e Nordeste do País. Além disso, o documento ressalta que entre os 20% mais pobres do país, o orçamento familiar, 17,4% é direcionado para as três despesas: gás (4,7%), energia (9,1%) e água e esgoto (3,6%). (SIS, 2022).

A definição e a mensuração da pobreza energética é fundamental para qualquer esforço para aliviá-la em termos de extensão, profundidade e na avaliação de impacto de políticas públicas baseadas em evidências. Todavia de forma análoga a pobreza de renda, não existe consenso na literatura científica sobre o conceito e as métricas utilizadas para a pobreza energética. Logo, os pesquisadores tendem a empregar diferentes indicadores para construir as medidas de pobreza energética. A escolha de indicadores representativos é necessária para

fornecer aos formuladores de políticas informações confiáveis sobre o estado atual da pobreza energética em um país.

A Agência Internacional de Energia (IEA) considera que uma família é pobre em energia se tiver que gastar uma proporção excessiva de sua renda total sobre gastos com energia e falta de acesso a serviços energéticos modernos que são eletricidade e combustíveis limpos para cozinhar. (IEA, 2011).

A mensuração da pobreza energética progrediu de abordagens unidimensionais para multidimensionais (PELZ; PACHAURI; GROH, 2018; NUSSBAUMER; BAZILIAN; MODI, 2012). Nos países em desenvolvimento, a pobreza de energia é frequentemente compreendida como o desprovisionamento de acesso a serviços modernos de energia para assegurar o conforto térmico, a iluminação e o uso de seus eletrodomésticos (SOKOŁOWSKI; KIEŁCZEWSKA; LEWANDOWSKI, 2019). E as medidas de pobreza energética se concentram principalmente no acesso a formas modernas de energia (NUSSBAUMER; BAZILIAN; MODI, 2012; ZHANG *et al.*, 2019). O conceito de pobreza no gasto de energia é geralmente utilizado nos países desenvolvidos em que as famílias enfrentam problemas relacionados a baixos rendimentos e altos preços de energia. (SIKSNELYTE-BUTKIENE *et al.*, 2021). E as métricas de pobreza de energia focalizam principalmente sobre a questão da acessibilidade econômica. (BOARDMAN, 1991; HILLS, 2012; MOORE, 2012).

Conforme a literatura internacional, a pobreza de energia é analisada em várias dimensões: alguns estudos focam no impacto da pobreza energética nos fatores sociais, na saúde e ambientais (RECALDE *et al.*, 2019; CASTAÑO-ROSA *et al.*, 2020; FAN *et al.*, 2022), enquanto outros focam em fatores econômicos (SOKOŁOWSKI *et al.*, 2020). No contexto nacional, estudos sobre a quantificação da pobreza de energia ainda são escassos, tendo como destaque o trabalho de Poveda, Losekann e Silva, 2021.

Nesse sentido, o trabalho visa contribuir com a literatura propondo um Índice de Pobreza Multidimensional Energética (IPEM) desenvolvido por Nussbaumer, Bazilian e Modi (2012). Aplicou-se uma Regressão Logística para investigar os determinantes da incidência da pobreza energética multidimensional entre os domicílios brasileiros. As informações obtidas pelos autores são provenientes da Pesquisa de Orçamentos Familiares – POF 2017/2018. Adicionalmente, verificou-se a desigualdade social na pobreza energética através da curva de concentração (CC) e o índice de concentração (IC).

O artigo está organizado da seguinte forma. Na segunda seção, tem-se a literatura relevante sobre a definição e medição da pobreza energética. Na terceira seção, descreve-se a

metodologia e os dados. Na quarta seção, apresenta-se e discute-se os resultados. A quinta seção tem-se a conclusão.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Conceito e mensuração de pobreza energética

Na literatura acadêmica não existe consenso sobre a definição e a mensuração da pobreza energética, sendo esta conceituada pela forma como é medida e compartilha as mesmas questões e características de desenvolvimento com a pobreza de renda: uma pessoa é considerada “pobre em energia” se seus atributos ou características de pobreza energética estiverem abaixo de um valor de linha de pobreza energética delimitado.

A pobreza energética e a pobreza de combustível são muitas vezes confundidas na literatura, mas apresenta diferenças. O conceito de pobreza de combustível emergiu pela primeira vez durante a crise do petróleo de 1973 e início dos anos 1980 no Reino Unido, referindo-se à incapacidade de fornecer calor adequado no domicílio. Uma família pode ser considerada em situação de pobreza energética se os seus membros tiverem de utilizar mais de 10% dos seus rendimentos para cobrir suas necessidades energéticas. (BOARDMAN, 1991).

A Agência Internacional de Energia (IEA, 2011) considera que uma família é pobre em energia se tiver que gastar uma proporção excessiva de sua renda total sobre gastos com energia e falta de acesso a serviços energéticos modernos que são eletricidade e combustíveis limpos para cozinhar.

Todavia, a pobreza energética tem sido muitas vezes definida como a falta de acesso a serviços energéticos modernos – que ocorre principalmente em países em desenvolvimento – enquanto a pobreza de combustível se concentra nas questões de acessibilidade (os serviços energéticos são acessíveis, mas o problema é ser capaz de pagar seus custos), algo que ocorre principalmente em países desenvolvidos. (LI; LLOYD; LIANG, 2014).

O debate acadêmico sobre as métricas adequadas de pobreza energética examina três abordagens principais: unidimensional/baseada em gastos, consensual e abordagens multidimensionais. A abordagem unidimensional compreende os indicadores de despesas que visam calcular capacidade de pagamento dos serviços energéticos das famílias de baixa renda.

Os indicadores unidimensionais de despesas comumente apresentados na literatura são: i) *Ten Percent Rule* (TPR) desenvolvido por Boardman (1991) que afirma que famílias com gastos energéticos superiores a 10% de sua renda se encontram em condição de pobreza de combustível; ii) Renda Mínima Padrão (MIS), proposto por Moore (2012), que classifica uma família pobre energeticamente caso não tenha renda suficiente para o pagamento das despesas energéticas básicas, após descontadas outras despesas mínimas necessárias; iii) Baixa

Renda – Altos Custos (LIHC) elaborado por Hills (2012) quando a renda de uma família após gastos com serviços de energia cai abaixo do limiar de pobreza oficial e o gasto de energia é maior do que o custo médio da população; iv) O Índice de Pobreza Energética Oculta (HEP) calculado por Rademaekers *et al.* (2016), que mede a porcentagem da população em que o gasto total de energia familiar está abaixo da metade da mediana nacional; v) O indicador Despesa Alta na Renda (2M) proposto por Schuessle (2014), classifica a pobreza de energia quando a parcela do gasto energético na renda domiciliar é duas vezes superior a mediana nacional.

A segunda abordagem engloba indicadores consensuais ou subjetivos, obtidos por pesquisa domiciliar. Na União Europeia esta classe de indicadores é baseada na pesquisa sobre o Rendimento e as Condições de Vida (EU-SILC), que recolhe dados sobre a situação econômica das famílias desde 2003.

E a última abordagem engloba os indicadores compostos em que o método Alkire-Foster (2011) tem se tornado a principal vertente para construir essas medidas multidimensionais de pobreza energética. Tais métricas combinam diferentes dimensões que refletem o custo de energia, eficiência energética, despesas de energia e outros índices de pobreza relacionados a saúde, condições sociais e ambientais (ABBAS *et al.*, 2020; NUSSBAUMER; BAZILIAN; MODI, 2012; FAN *et al.*, 2022; BRONFMAN, 2014).

Nos países em desenvolvimento, as medidas de pobreza energética se concentram principalmente no acesso a formas modernas de energia (NUSSBAUMER; BAZILIAN; MODI, 2012; JAYASINGHE; SELVANATHAN; SELVANATHAN, 2021; ZHANG *et al.*, 2019).

Em contraste, nos países desenvolvidos, o foco recai principalmente sobre a questão da acessibilidade econômica (BOARDMAN, 1991; HILLS, 2012; BONATZ *et al.*, 2019; CASTAÑO-ROSA *et al.*, 2020).

2.2 Estudos empíricos sobre pobreza energética

Pioneiros na construção de métricas multidimensionais de pobreza de energia, Nussbaumer, Bazilian e Modi (2012) calcularam o Índice de Pobreza Energética Multidimensional (MEPI) para 28 países africanos utilizando um conjunto de dados irregulares de 2003 a 2009, cuja metodologia é baseada na abordagem de múltiplas dimensões da pobreza da Oxford Poverty and Human Development Initiative (OPHI) e composta por cinco dimensões que representam serviços básicos de energia com seis indicadores de privação de energia (combustível moderno para cozinhar, acesso à eletricidade, poluição interna, propriedade de

eletrodomésticos, posse de aparelho de entretenimento/educação, meios de telecomunicações). (ALKIRE; FOSTER, 2011).

O índice auferido pelos autores supramencionados foi composto por dois componentes: uma medida da incidência de pobreza energética e uma quantificação de sua intensidade. Dentre os principais resultados obtidos, os países apresentaram uma classificação de acordo com o grau de pobreza energética, variando de aguda (MEPI > 0,9; por exemplo, Etiópia) a moderada (MEPI < 0,6; como Angola, Egito, Marrocos, Namíbia e Senegal).

Com o objetivo de verificar a incidência, intensidade, desigualdade e determinantes da pobreza energética no Sri Lanka, Jayasinghe, Selvanathan e Selvanathan (2021) utilizaram a abordagem do Índice Multidimensional de Pobreza Energética (MEPI) de Nussbaumer *et al.* (2013), baseado na Análise de Componentes Principais. Os resultados indicaram um nível moderado de pobreza energética para o país, estimado em 0,43, sendo o maior contribuinte para este índice, a falta de acesso ao combustível moderno para cozinhar, que contribui em torno de 57% do MEPI geral.

Além disso, os referidos autores destacam diferenças significativas na intensidade e incidência da pobreza energética por gênero, idade, etnia e grupo de renda do chefe da família e por localização residencial da família. Embora as famílias pobres em energia nem sempre sejam necessariamente pobres em renda, esta e outros fatores sociodemográficos e geográficos estão fortemente associados à pobreza energética no Sri Lanka.

Em um estudo para as regiões das Filipinas no período de 2011 a 2016, Mendoza, Ramos-Real e Ramírez (2019), calcularam um Índice Multidimensional de Pobreza Energética (MEPI), usando sete indicadores de privação de energia, dentre estes, dois itens (privação em aparelhos de refrigeração de espaços e posse de computador pessoal) não foram incluídos em Nussbaumer *et al.* (2011). Os resultados constataram que a proporção de pobres multidimensionais em energia em todas as regiões melhorou, e o acesso a aparelhos relacionados à comunicação e educação apresentou consistentemente a maior incidência de privação entre as famílias em todas as regiões, com 90,4 %. Em média, as famílias estão enfrentando uma pobreza energética moderada mais baixa e verificaram uma relação significativa entre o MEPI e pobreza de rendimento.

Awan, Bilgili e Rahut (2022) examinaram a tendência da pobreza energética e os fatores que a influenciava no Paquistão usando dados de pesquisa de renda e despesas domésticas nacionalmente representativos e coletados durante o período de 1998 a 2019. Adotaram duas medidas diferentes de pobreza energética (dez por cento e mediana dupla) e usaram o modelo Probit para investigar seus determinantes. Dentre as principais conclusões

obtidas, observaram que a pobreza energética aumentou nas últimas duas décadas; e as famílias com baixa renda, menos educação, chefiadas por mulheres e residentes em áreas rurais têm maior probabilidade de serem pobres em energia.

Usando dados microeconômicos de energia de 2018 oriundos da Pesquisa Nacional de Eletrificação de Uganda (NES), Ssenono *et al.* (2021) estimaram um Índice de Pobreza de Energia Multidimensional (MEPI-U) para quantificar a taxa de incidência, intensidade e a extensão da desigualdade da pobreza energética usando a metodologia M-Gama a partir da abordagem Alkire e Foster (2011).

Conforme os autores supracitados, os resultados mostraram que 66% dos ugandenses são multidimensionalmente pobres em energia (incidência), 33% são severamente pobres em energia e a pontuação média de privação (intensidade) é de 51%. O MEPI-U foi estimado em 0,33, indicando que a proporção da população que é multidimensionalmente pobre em energia é privada em cinco ou mais indicadores ao mesmo tempo. Além disso, a abordagem M-Gamma revela uma distribuição de alta desigualdade por residência, gênero e localização regional, ou seja, a pobreza energética no país tem uma face feminina e rural.

Com uso de dados poloneses de orçamentos familiares de 2017, Sokołowski *et al.* (2020) usaram uma combinação de cinco indicadores objetivos e subjetivos de privação de energia para construir o índice multidimensional de pobreza energética tendo por base a metodologia em Alkire e Foster (2011). Os cinco indicadores de privação de energia utilizados foram: baixa renda combinada com altos custos exigidos, altos gastos reais com energia, defeitos de habitação, conforto térmico inadequado e dificuldades para pagar as contas de serviços públicos em dia. A definição de domicílios pobres em energia refere-se aqueles que sofrem de pelo menos duas formas de privação. Dentre as principais conclusões obtidas, verificaram que 10% das famílias na Polônia sofriam de pobreza energética multidimensional. As famílias que viviam em prédios construídos antes de 1946, as famílias que viviam em áreas rurais e as famílias que dependiam de aposentadoria e pensões de invalidez corriam o maior risco de pobreza energética multidimensional.

Com base em uma combinação de diferentes indicadores baseados em renda (10%) Baixa renda/alto custo (LIHC) e Pobreza depois do Custo do Combustível (AFCP), Mendoza, Ramos-Real e Ramírez-Díaz (2019) propõem o Indicador Composto de Pobreza Energética (CEPI) para mensurar a pobreza energética nas Ilhas Canárias e na Espanha utilizando dados da Pesquisa de Orçamentos Familiares (EPF) da Espanha no período 2006-2016. Os resultados do CEPI mostraram que anterior à crise de 2008, o arquipélago apresentava um nível de pobreza energética menor do que na Espanha, todavia o maior efeito da crise significou um aumento

muito forte da pobreza geral que acabou por afetar a pobreza energética nas Canárias em comparação com a Espanha, aumentando de forma que quase atingiram as taxas nacionais no final do período.

Em um estudo para o Reino Unido, Castaño-Rosa *et al.* (2020) apresentaram o Índice de Vulnerabilidade à Pobreza Energética (IVH) que reúne fatores sociais, econômicos e ambientais integrados e classificados em quatro componentes: Indicador de Pobreza Monetária (MPI), Indicador de Energia (EnI), Indicador de Conforto (IC) e Custo de Qualidade de Vida Relacionado à Saúde (HRQLC). O IVH é comparado aos resultados obtidos em uma pesquisa britânica de pequena escala realizada em Salford. As evidências de famílias que vivem em casas construídas antes de 1980 é usado para analisar o estado de saúde em termos de vulnerabilidade à pobreza energética de acordo com sua situação monetária e as características da habitação. A análise comparativa entre a avaliação do estado de saúde dos familiares segundo o IVH e as evidências obtidas na pesquisa (antes e depois da intervenção da eficiência energética) mostraram boa concordância entre a avaliação do IVH e as evidências dos domicílios, levando a considerar o índice como uma abordagem adequada para compreender os diferentes níveis de vulnerabilidade à pobreza energética.

Nessa mesma perspectiva, Gouveia, Palma e Simões (2019) desenvolvem o Índice de Vulnerabilidade à Pobreza Energética (EPVI) combinando características socioeconômicas da população (subíndice AIAM) e desempenho energético das habitações (subíndice EPG) para o ano de 2018 em Portugal. Os resultados mostram que os EPVIs de maior aquecimento estão associados nas áreas rurais situadas no interior de Portugal Continental, decorrente principalmente de taxas de desemprego mais altas, baixa renda da população idosa, níveis mais baixos de educação e um quadro mais grave clima de inverno. Os EPVIs de maior resfriamento podem ser encontrados no interior das regiões norte e centro do país. Isso também se deve ao baixo subíndice AIAM decorrente dos baixos níveis de consumos de energia de refrigeração.

Llera-Sastresa *et al.* (2017) desenvolveram um índice para avaliação da vulnerabilidade energética domiciliar (*Energy Vulnerability Composite Index*) que visa melhorar a gestão da habitação social. A amostra inclui 351 agregados familiares residentes em habitação social localizadas em Zaragoza na Espanha. A metodologia utiliza a ferramenta de tomada de decisão multicritério, o Processo Hierárquico Analítico, em que este avalia os fatores determinantes da pobreza energética nas habitações sociais.

Os referidos autores utilizaram vinte indicadores diferentes, que podem ser agrupados em seguintes quatro classes: características da habitação, características e eficiência energética dos eletrodomésticos, custos e hábitos de energia e características de chefes de

família. Os resultados apontam para a presença da pobreza energética nos domicílios analisados, dada a semelhança dos resultados relativos à edificação, instalação e características de tarifação encontradas no perfil do agregado familiar. E as casas sociais são marcadamente mais vulneráveis do que as outras em termos das contas de energia.

Comparando a pobreza energética entre os países da China e da Alemanha com dados de 2005 e 2015, Bonatz *et al.* (2019) desenvolveram o Índice de Pobreza Energética (EPI) baseado em duas dimensões de peso igual: acesso e acessibilidade. O acesso é mensurado pelas variáveis combustíveis limpos, eletricidade e alternativas acessíveis enquanto a acessibilidade é medida pela eficiência, renda e preços de energia.

Os resultados do EPI mostraram que a pobreza energética na China é ligeiramente menor do que na Alemanha. Enquanto a China tem questões equivalentes de acesso e acessibilidade de energia, o acesso não apresenta nenhum problema na Alemanha, no entanto, a acessibilidade dos serviços de energia é um problema maior do que na China. Além disso, O EPI enfatiza que a China precisa se concentrar mais no acesso a fontes de energia de alta qualidade, especialmente para cozinhar e aquecer em áreas rurais. Ambos os países mostraram esforços consideráveis na redução da pobreza energética e das emissões de carbono, promovendo e implementando estratégias de Desenvolvimento de Baixo Carbono (LCD).

Reunindo os indicadores do Eurostat das bases de dados de Economia e Finanças; População e Condições Sociais; e Ambiente e Energia, horizonte temporal de 2010 a 2017, Recalde *et al.* (2019) propuseram o Índice de Vulnerabilidade à Pobreza Energética Estrutural (SEPV) para identificar a pobreza energética em cada país da União Europeia e determinar se há associação com a mortalidade no inverno usando a regressão de Poisson. O SEPV foi criado por meio de análises de componentes principais seriados e, posteriormente foi feita uma Análise Hierárquica de Cluster (HCA) para agrupar os países de acordo com seu índice.

Dentre os principais resultados auferidos no estudo, a HCA identificou países com alta vulnerabilidade estrutural (sudeste da Europa) e países com baixa vulnerabilidade estrutural (noroeste da Europa). Os países mais vulneráveis mostraram uma maior prevalência de pobreza energética e risco de mortalidade no inverno estatisticamente significativamente mais elevado.

Com o propósito de investigar a conexão entre pobreza energética e vulnerabilidade à saúde, Fan *et al.* (2022) introduziram um Indicador de vulnerabilidade à saúde (HVI) que abrange sensibilidade e resiliência à saúde. Os dados socioeconômicos e de saúde foram extraídos do Banco Mundial e do Observatório de Saúde Global da Organização Mundial de Saúde para 143 países entre 2000 e 2016. A metodologia adotada inclui modelos econométricos como Mínimos Quadrados Ordinários, Efeitos fixos, Método dos Momentos Generalizados

(GMM), variáveis instrumentais internas de Lewbel e regressão quantílica. Dentre os principais resultados obtidos, verificou-se que a redução da pobreza energética reduz a vulnerabilidade à saúde. A pobreza de energia aumenta a suscetibilidade de resultados negativos à saúde (sensibilidade) e diminui a capacidade da população de responder às crises de saúde pública (resiliência).

Usando a Pesquisa Nacional de Percepção de Energia Pública de 2017 aplicada à uma amostra de 3.500 domicílios no Chile, Villalobos, Chávez e Uribe (2021) constroem o Índice de Pobreza de Energia Multidimensional baseado em Indicadores de Percepção (PMEPI) e compararam com o índice de despesa energética da regra dos dez por cento (TPRI). O PMEPI tem 5 dimensões (indicador de despesas energéticas, variáveis sobre o conforto térmico, variáveis sobre o comportamento e do nível de informação do consumidor, qualidade dos serviços energéticos). E utilizaram um modelo de regressão Probit para analisar os determinantes das medidas de pobreza energética.

Os resultados indicaram que 15,5% da população vive em um domicílio classificado como multidimensionalmente pobre em energia (PMEPI-H) com uma privação média de 56,3% (PMEPI-A), o que resulta em um Índice de Pobreza Energética Multidimensional baseado em Percepção (PMEPI) de 0,087. O TPRI classifica 15,5% da população como carente de energia, enquanto 16,9% da população é monetariamente pobre. A nível nacional, a acessibilidade é de longe a dimensão que mais contribui para a pobreza energética, explicando 57,6% do seu nível. A baixa escolaridade afeta negativamente a capacidade de geração de renda do domicílio e conseqüentemente aumenta a pobreza energética. Concluem que o PMEPI e TPRI devem ser usados em conjuntos para detectar as famílias em situação de pobreza energética. (VILLALOBOS; CHÁVEZ; URIBE, 2021).

Com o propósito de medir a pobreza energética para a Argentina, Brasil, Uruguai e Paraguai, Pereira, González e Ríos (2021) calcularam a Pobreza Energética Média Ponderada Índice (WAEPI) e o Índice Composto de Pobreza Energética (CEPI) usando dados do Banco Mundial (BM) e da Agencia Internacional de Energia (IEA) no período de 2000 a 2016. A metodologia utilizada é derivada das medidas multidimensionais de pobreza energética propostas por Khanna *et al.* (2019) considerando três dimensões (acessibilidade, disponibilidade e acessibilidade) e quatro indicadores (acesso a eletricidade, oferta de energia total primária, consumo de energia total final, e acesso a combustíveis limpos e tecnologia para cozinhar). Os resultados mostraram o Paraguai como o país mais pobre em energia enquanto a Argentina tem sido o menos pobre energeticamente.

Em uma pesquisa para o Brasil, Poveda, Losekann e Silva (2021) calcularam o Índice de Pobreza Energética Multidimensional (MEPI) com base no índice desenvolvido por Nussbaumer, Bazilian e Modi (2011; 2012) e na abordagem de capacidades de Amartya Sen (1999). O índice composto abrange 4 dimensões (uso de combustíveis para cozinhar, usos finais da eletricidade, qualidade do serviço de eletricidade e capacidade de pagamento das contas de energia) com 8 indicadores de privações. Os dados utilizados foram extraídos da Pesquisa de Orçamentos Familiares 2017-2018.

As conclusões auferidas pelos autores citados revelaram que o indicador sobre capacidade de pagamento tem a maior contribuição relativa, sendo de 58,16% no MEPI do país, 11,5% dos domicílios analisados no país são pobres energéticos multidimensionais. A intensidade das privações foi de 39,6% e o MEPI alcançou valores de 4,6%. No meio rural os índices de pobreza energética (11,6%) são maiores se comparados com os índices do meio urbano (3,5%). O indicador sobre capacidade de pagamento (72,3%) registrou a maior contribuição no MEPI da área urbana e a dimensão uso de combustíveis para cozinhar (47%) apresentou valores maiores se comparado com as outras dimensões nas áreas rurais. Os estados com mais altos índices de pobreza energética multidimensional foram das regiões Nordeste e Norte: Maranhão (11,28%), Pará (9,77%) e Piauí (9,14%). (POVEDA; LOSEKANN; SILVA, 2021).

3 ASPECTOS METODOLÓGICOS

3.1 Bases de dados e variáveis

Para a realização deste trabalho, foram utilizadas informações dos microdados da Pesquisa de Orçamentos Familiares (POF) para o período 2017-2018, realizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

A POF visa principalmente mensurar as estruturas de consumo, dos gastos, dos rendimentos e parte da variação patrimonial das famílias. Possibilita traçar, portanto, um perfil das condições de vida da população brasileira a partir da análise de seus orçamentos domésticos¹ (IBGE,2017).

As variáveis foram obtidas no Registro de Domicílios, no Inventário de Bens Duráveis e no Registro de Morador. Acerca do tratamento dos dados, excluiu-se: (i) pensionistas, empregados domésticos e parentes de empregados domésticos; e (ii) observações que tinham informação faltante em alguma das variáveis usadas nas análises. Ao final foram considerados 68.757.120 domicílios, em que se aplicaram os pesos para expansão da amostra da POF. O Quadro 1 apresenta a definição das variáveis independentes utilizadas neste trabalho, cuja escolha foi norteadas por trabalhos que buscam avaliar os determinantes da pobreza energética multidimensional (JAYASINGHE; SELVANATHAN; SELVANATHAN, 2021; QURAT UL ANN; MIRZA, 2021).

Quadro 1 – Definição das variáveis independentes

Variável	Descrição
Localização domiciliar	
Rural	1, se domicílio localizado na zona rural 0, caso contrário
Norte*	1, se domicílio localizado na região Norte 0, caso contrário
Nordeste	1, se domicílio localizado na região Nordeste 0, caso contrário
Centro Oeste	1, se domicílio localizado na região Centro Oeste 0, caso contrário
Sudeste	1, se domicílio localizado na região Sudeste 0, caso contrário
Sul	1, se domicílio localizado na região Sul 0, caso contrário

Continua

¹ Disponível em: <<https://educa.ibge.gov.br/professores/educa-recursos/20584-ibge-explica-pof.html>>. Acesso em: 09 fev. 2023.

Continuação

Quadro 1 – Definição das variáveis independentes

Variável	Descrição
Características domiciliares	
Log da rdpc	Log da renda domiciliar <i>per capita</i> (rdpc)
Pavimentação	1, se o domicílio é localizado em via pavimentada 0, caso contrário
Parede inadequada	1, se as paredes do domicílio são feitas de taipa sem revestimento, madeira apropriada para construção (aparelhada), madeira aproveitada ou outro material 0, caso contrário
Telhado inadequado	1, se o telhado do domicílio é feito de madeira apropriada para construção (aparelhada), zinco, alumínio ou chapa metálica ou outro material 0, caso contrário
Piso inadequado	1, se o piso do domicílio é feito de madeira apropriada para construção (aparelhada), cimento, terra ou outro Material 0, caso contrário
Ausência de banheiro	1, se não existem banheiros (com chuveiro e vaso sanitário) de uso exclusivo dos moradores do domicílio; 0, caso contrário
Falta de acesso a esgotamento	1, se o escoadouro do(s) sanitário(s) presente(s) no domicílio não é feito em rede geral, rede pluvial ou fossa ligada à rede 0, caso contrário
Falta de acesso à coleta de lixo	1, se o lixo do domicílio não é coletado por serviço de limpeza 0, caso contrário
Presença de idoso	1, se existe pelo menos uma pessoa com 60 anos de idade ou mais residindo do domicílio 0, caso contrário
Número trabalhadores	Número de moradores que teve algum tipo de rendimento ou executou algum trabalho (remunerado ou não) no período de referência de 12 meses
Pobreza monetária	1, se o domicílio vive com rdpc mensal abaixo da linha de pobreza monetária 0, caso contrário**
Características do chefe do domicílio	
Mulher	1, se o domicílio é chefiado por uma mulher 0, caso contrário
Preto	1, se o chefe do domicílio é preto 0, caso contrário
Idade	Idade do chefe do domicílio em anos
Sem instrução***	1, se o chefe do domicílio não tem instrução 0, caso contrário
Fundamental	1, se o chefe do domicílio tem ensino fundamental 0, caso contrário

Continua

Quadro 1 – Definição das variáveis independentes

Variável	Descrição
Características do chefe do domicílio	
Médio	1, se o chefe do domicílio tem ensino médio 0, caso contrário
Superior	1, se o chefe do domicílio tem ensino superior 0, caso contrário

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da POF 2017-2018.

Notas: * No logit, incluiu-se a dummy referente ao Norte, de modo que as demais regiões são a categoria base. / ** Utilizou-se a linha de pobreza do Banco Mundial: US\$ 5,5 ou R\$ 406 mensais pela paridade de poder de compra. Disponível em: <<https://agenciadenoticias.ibge.gov.br/agencia-noticias/2012-agencia-de-noticias/noticias/23299-pobre-za-aumenta-e-atinge-54-8-milhoes-de-pessoas-em-2017>>. Acesso em: 28 nov. 2022. / *** Categoria base.

Para a realização da análise da pobreza energética multidimensional por faixas de renda, os domicílios foram divididos segundo quintis da renda domiciliar *per capita* mensal. Os intervalos de renda considerados são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 – Quintis da distribuição da renda domiciliar *per capita*

Quintil de renda	Intervalos (rdpc mensal em R\$)
20% mais pobres	$\leq 616,00$
Segundo	[616,25; 1.059,33]
Terceiro	[1.059,50; 1.581,67]
Quarto	[1.581,75; 2.710,00]
20% mais ricos	$\geq 2.710,50$

Fonte: Elaboração própria com dados da POF 2017/2018.

3.2 Índice de pobreza energética multidimensional

Esta seção apresenta a metodologia para o cálculo do índice de pobreza energética multidimensional desenvolvida por Nussbaumer, Bazilian e Modi (2012), que é uma extensão do índice de pobreza multidimensional proposto por Alkire e Foster (2011).

Sejam d indicadores que determinam serviços de energia entre n domicílios em uma população. Represente por y_{ij} a dotação do domicílio i ($i = 1, \dots, n$) no indicador j ($j = 1, \dots, d$). A matriz $Y = [y_{ij}]$ é uma matriz $n \times d$ de dotações. O vetor linha $Y_i = [y_{i1}, \dots, y_{id}]$, de dimensão $1 \times d$, mostra as dotações do indivíduo i nos d indicadores.

Suponha que cada indicador tenha um peso atrelado a ele, w_j , tal que:

$$\sum_{j=1}^d w_j = 1, \quad 0 \leq w_j \leq 1 \quad (1)$$

O método implementado nesse trabalho por Nussbaumer, Bazilian e Modi (2012), faz uso de duas linhas de corte para identificação dos domicílios vivendo em condições de pobreza energética multidimensional. Primeiramente, considere uma linha de corte, Z_j , para cada um dos d indicadores. A partir disso, podemos formular a matriz de privação, $G = [g_{ij}]$, cuja dimensão é $n \times d$. A condição de privação do domicílio i no indicador j pode ser escrita como:

$$g_{ij} = \begin{cases} w_j, & \text{se } y_{ij} \leq Z_j \text{ (domicílio privado no indicador } j) \\ 0, & \text{se } y_{ij} > Z_j \text{ (domicílio não privado no indicador } j) \end{cases} \quad (2)$$

O próximo passo é definir a soma de privações ponderada, C_i , sofrida pelo domicílio i :

$$C_i = \sum_{j=1}^d g_{ij} \quad (3)$$

A partir de tais privações ponderadas, utiliza-se uma segunda linha de corte para identificar os domicílios que vivem sob pobreza energética multidimensional. Um domicílio i é pobre energético multidimensional se sua soma de privações ponderada, C_i , supera a linha de corte, k . No presente trabalho, utilizou-se $k = 33\%$. Considere a função identificação, q_i , a seguir:

$$q_i = \begin{cases} 1, & \text{se } C_i \geq k \text{ (domicílio pobre multidimensional)} \\ 0, & \text{se } C_i < k \text{ (domicílio não pobre multidimensional)} \end{cases} \quad (4)$$

O número de domicílios pobres multidimensionais, q , é tal que:

$$q = \sum_{i=1}^n q_i \quad (5)$$

A proporção de domicílios pobres multidimensionais, H , em uma população de tamanho n é dada por:

$$H = \frac{q}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n q_i}{n} \quad (6)$$

O termo H também indica a incidência da pobreza energética multidimensional.

Seja uma outra função, a soma de privações ponderada censurada, m_i , que mostra a soma de privações ponderadas somente dos domicílios multidimensionalmente pobres:

$$m_i = \begin{cases} C_i, & \text{se } C_i \geq k \\ 0, & \text{se } C_i < k \end{cases} \quad (7)$$

A intensidade da pobreza energética, A , é a média da privação ponderada dos domicílios pobres multidimensionais. Algebricamente:

$$A = \frac{\sum_{i=1}^n m_i}{q} \quad (8)$$

Por fim, o índice de pobreza energética multidimensional, $IPEM$, é a multiplicação da incidência da pobreza com a intensidade:

$$IPEM = H.A \quad (9)$$

Esse índice capta informações tanto da incidência quanto da intensidade da pobreza energética. Quanto maior o $IPEM$, mais alto é o nível de pobreza energética.

3.2.1 Indicadores utilizados no cálculo do índice de pobreza energética multidimensional

A escolha dos indicadores utilizados no cálculo do $IPEM$ se deu com base na literatura sobre o assunto (JAYASINGHE; SELVANATHAN; SELVANATHAN, 2021; MENDOZA JR *et al.*, 2019), bem como na disponibilidade de informações na base de dados. O Quadro 2 mostra as variáveis usadas na construção do $IPEM$.

Quadro 2 – Dimensões, indicadores, condição de privação e peso

Dimensão/Indicador	Condição de privação	Peso
Dimensão 1: Iluminação Indicador 1: Eletricidade	Domicílio não tem acesso à energia elétrica	1/6
Dimensão 2: Cozinha Indicador 2: Combustível para cozinhar	Domicílio usa lenha, carvão ou outro combustível (óleo, querosene, etc.) na preparação dos alimentos	1/6
Dimensão 3: Refrigeração Indicador 3: Geladeira	Domicílio não possui geladeira	1/6
Dimensão 4: Entretenimento/educação Indicador 4: Rádio/TV	Domicílio não possui rádio e TV	1/6

Continua

Quadro 2 – Dimensões, indicadores, condição de privação e peso

Dimensão/Indicador	Condição de privação	Peso
Dimensão 5: Comunicação Indicador 5: Computador	Domicílio não possui computador (desktop ou notebook)	1/6
Dimensão 6: Resfriamento do espaço Indicador 6: Ventilador	Domicílio não possui ventilador ou circulador de ar	1/6

Fonte: Elaboração própria

3.2.2 Curva de concentração e índice de concentração

Para verificar a desigualdade social na pobreza energética, foram utilizados a curva de concentração (CC) e o índice de concentração (IC). A CC refere-se à distribuição de uma variável na população classificada de acordo com outra variável. Para sua construção gráfica, plota-se o percentual cumulativo da medida de pobreza energética (eixo y) versus o percentual cumulativo da população, classificada de maneira crescente de acordo com a renda domiciliar *per capita* (eixo x).

De acordo com Kakwani (1977), x representa a renda e $F(x)$ é a função de distribuição acumulada, expressando a proporção da renda para domicílios com renda menor ou igual a x . Se a média da distribuição existe, então a proporção da renda total recebida pelos domicílios com renda menor ou igual a x também existe, sendo denotada por $F_1[x]$.

Seja $g(x)$ uma função de x , tal que sua primeira derivada existe e $g(x) \gg 0$. Se a média $E[g(x)]$ existe, então é possível definir (10):

$$F_1[g(x)] = \frac{1}{E[g(x)]} \int_0^x g(x)f(x)dx \quad (10)$$

Em que $f(x)$ é a função densidade de probabilidade de x , tal que $E[g(x)]$ cresce monotonicamente, de modo que $F_1[g(0)] = 0$ e $F_1[g(\infty)] = 1$. A ordenada da curva é $F_1[g(x)]$ e a abscissa, $F(x)$, sendo que a razão entre elas determina a curva de concentração. Se a curva está abaixo da linha de 45°, como mostrado no exemplo da Figura 1, existe uma concentração da variável de interesse na parcela mais rica da população. Quando a curva está acima da linha de 45°, a concentração é entre os domicílios mais pobres da população.

Por sua vez, quanto mais longe a CC estiver da linha de 45°, maior é o grau de desigualdade da variável analisada. Por seu turno, o índice de concentração (IC) é uma medida

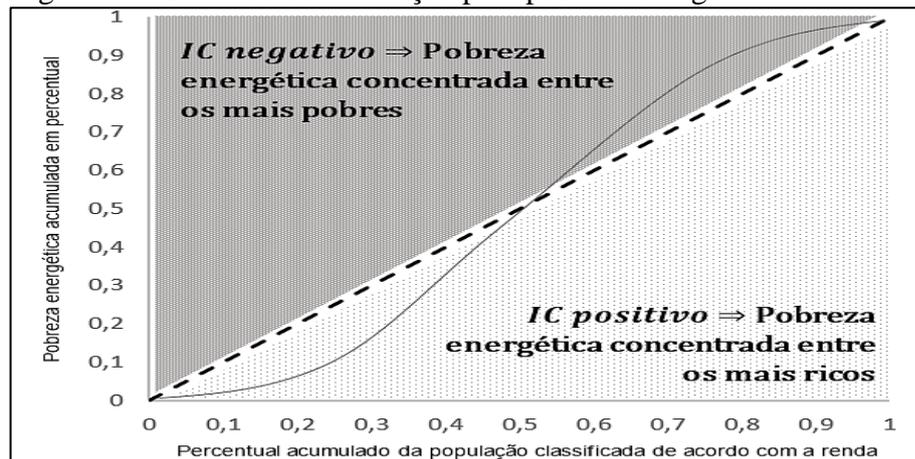
relacionada à curva de concentração e mensura a extensão da desigualdade na variável de interesse, definida como 1 menos duas vezes a área sob a CC de $g(x)$.

Conforme Kakwani (1977), o índice de concentração assume valores no intervalo $[-1, 1]$, sendo expresso pela equação (11):

$$CI = 1 - 2 \int_0^{\infty} F_1[g(x)]f(x)dx \quad (11)$$

O IC é negativo quando a curva de concentração está acima da linha de 45° indicando que a pobreza energética tem uma maior incidência entre os domicílios mais pobres. O índice é positivo quando a CC se localiza abaixo da linha de 45°, representando uma maior concentração da pobreza energética entre a parcela mais rica da população. Por fim, se a CC coincide com a linha de 45°, então o índice de concentração é nulo, indicando uma perfeita igualdade. Quanto mais próxima da linha de 45° a CC estiver, menor é o valor do índice de concentração em valor absoluto. Khaled et al (2018) mostram que deve haver um certo cuidado na interpretação de IC nulo. Não necessariamente isso quer dizer que a CC coincide com a linha de 45°, mas pode acontecer de a CC atravessar a linha de 45°. Caso isso aconteça, não há uma relação absoluta entre a pobreza energética e o status socioeconômico dos domicílios.

Figura 1 – Curva de concentração para pobreza energética



Fonte: Adaptado de Khaled *et al.* (2018)

3.3 Regressão logística

A regressão logística foi utilizada para se avaliar o impacto dos determinantes na probabilidade da pobreza energética multidimensional entre os domicílios brasileiros. Optou-

se por implementar esse método, tendo em vista que a variável dependente tem natureza binária: 1, caso o domicílio esteja em condições de pobreza energética multidimensional; 0, caso contrário. Os modelos Logit podem ser derivados a partir de uma variável latente, que satisfaça as hipóteses do modelo clássico linear. Conforme Wooldridge (2016), seja y^* uma variável latente definida como:

$$y^* = \beta_0 + \mathbf{x}\boldsymbol{\beta} + \varepsilon, \quad \varepsilon \sim N(0, \sigma^2) \quad (12)$$

Em que $\mathbf{x}\boldsymbol{\beta} = \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k$. Assume-se que ε é independente de \mathbf{x} e no caso do modelo Logit, ε segue a distribuição logística padrão. Assim sendo, ε é simetricamente distribuído em torno do zero, de modo que $1 - G(-z) = G(z)$ para todo número real z .

Dada a variável latente, a variável de interesse, y , é tal que:

$$y = \begin{cases} 1, & \text{se } y^* > 0 \\ 0, & \text{se } y^* \leq 0 \end{cases} \quad (13)$$

A partir da expressão (12) e das hipóteses do modelo:

$$\begin{aligned} P(y = 1|\mathbf{x}) &= P(y^* > 0|\mathbf{x}) = P[\varepsilon > -(\beta_0 + \mathbf{x}\boldsymbol{\beta})|\mathbf{x}] \\ &= 1 - G[-(\beta_0 + \mathbf{x}\boldsymbol{\beta})] = G(\beta_0 + \mathbf{x}\boldsymbol{\beta}) \end{aligned} \quad (14)$$

Um dos objetivos ao se estimar esse modelo, é obter o efeito do regressor x_j na probabilidade de sucesso $P(y = 1|\mathbf{x})$. Se x_j é uma variável contínua, seu efeito parcial em $p(\mathbf{x}) = P(y = 1|\mathbf{x})$ é obtido como:

$$\frac{\partial p(\mathbf{x})}{\partial x_j} = g(\beta_0 + \mathbf{x}\boldsymbol{\beta})\beta_j \quad \text{em que} \quad g(z) \equiv \frac{dG(z)}{dz} \quad (15)$$

Como G é uma função densidade acumulada de uma variável aleatória contínua, g é uma função de densidade de probabilidade. A função $G(\cdot)$ é estritamente crescente, de modo que $g(z) > 0$ para todo z . A expressão (15) mostra que o efeito parcial de x_j em $p(\mathbf{x})$ depende de \mathbf{x} por meio da quantidade positiva $g(\beta_0 + \mathbf{x}\boldsymbol{\beta})$, de modo o efeito parcial tenha sempre o mesmo sinal que β_j .

Assuma que x_1 seja uma variável binária, então, o efeito parcial de uma mudança de x_1 de zero para um, mantendo as demais variáveis explicativas constantes, é:

$$G(\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k) - G(\beta_0 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k) \quad (16)$$

Esse efeito parcial também depende de \mathbf{x} .

A expressão (16) também serve para mostrar o efeito marginal de variáveis explicativas categóricas (como o número de trabalhadores, por exemplo). Se x_k representa essa variável, então o efeito parcial de uma mudança de x_k partindo de c_k para $c_k + 1$ é dado por:

$$G(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k (c_k + 1)) - G(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k c_k) \quad (17)$$

Tendo em vista os trabalhos de Qurat-Ul-Ann e Mirza (2021) e Jayasinghe, Selvanathan, Selvanathan (2021), foi estimado o modelo Logit a seguir:

$$\begin{aligned} P_i = & \beta_0 + \beta_1 \text{RURAL}_i + \beta_2 \text{NORTE}_i + \beta_3 \text{LRDPC}_i + \beta_4 \text{PAVIMENTAÇÃO}_i \\ & + \beta_5 \text{PAREDE}_i + \beta_6 \text{TELHADO}_i + \beta_7 \text{PISO}_i + \beta_8 \text{BANHEIRO}_i \\ & + \beta_9 \text{ESGOTO}_i + \beta_{10} \text{LIXO}_i + \beta_{11} \text{IDOSO}_i + \beta_{12} \text{TRABALHADOR}_i \\ & + \beta_{13} \text{POBREZA}_i + \beta_{14} \text{MULHER}_i + \beta_{15} \text{PRETO}_i + \beta_{16} \text{IDADE}_i \\ & + \beta_{17} \text{FUNDAMENTAL}_i + \beta_{18} \text{MÉDIO}_i + \beta_{19} \text{SUPERIOR}_i + \varepsilon_i \end{aligned} \quad (18)$$

Em que $P_i = 1$, caso o domicílio esteja em condições de pobreza energética multidimensional; $P_i = 0$, caso contrário. A definição das variáveis explicativas foi apresentada no Quadro 1 .

A equação (18) foi estimada separadamente para as áreas urbana e rural, bem como para as regiões brasileiras (Norte, Nordeste, Centro Oeste, Sudeste, Sul). Qurat-Ul-Ann e Mirza (2021) salientam que isso pode potencialmente ajudar os formuladores de políticas a identificar áreas que necessitam de medidas mais urgentes. Depois de se estimar a regressão, é interessante avaliar o grau de ajuste do modelo. No contexto do Logit, recomenda-se verificar quão bem o modelo identifica adequadamente os sucessos e os fracassos.

Considere, agora, dois conceitos, a saber, sensibilidade e especificidade. A sensibilidade se refere a probabilidade que o modelo identifica um sucesso quando de fato o resultado é um sucesso. Já a especificidade relaciona-se a probabilidade de o modelo identificar adequadamente um fracasso. Uma regressão logística é perfeitamente ajustada quando sensibilidade e especificidade são ambas iguais a 100%, o que praticamente nunca acontece.

Uma forma bastante comum de se representar as duas medidas supracitadas é por meio da curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*). A área abaixo dessa curva (AUC – *area under curve*) fornece uma medida do grau de ajuste do modelo em identificar sucessos e

fracassos. A AUC varia no intervalo de zero a um, sendo que quanto maior, melhor é o modelo em classificar os resultados adequadamente. Valores abaixo de 0,5 indicam um modelo ruim, enquanto que uma área igual a 0,5 revela que o grau de ajuste do modelo é equivalente a um evento aleatório, como o lançamento de uma moeda.

4 ANÁLISE DE RESULTADOS E DISCUSSÕES

Esta seção apresenta os resultados e as discussões envolvendo a pobreza energética em termos multidimensionais no Brasil. Utilizou-se os dados provenientes da POF 2017/2018 e todas as estimações foram feitas por meio do Software Stata 17.

4.1 Estatísticas descritivas

Na Tabela 2 estão as estatísticas descritivas das variáveis independentes utilizadas na regressão logística. De um modo geral, verifica-se um alto grau de urbanização no território brasileiro, tendo em vista que apenas 13,78% das residências situam-se na área rural. Em relação às condições domiciliares, merece destaque o alto contingente de domicílios vivendo sem acesso ao esgotamento sanitário (36,21%), podendo contribuir para a maior disseminação de doenças infectocontagiosas. Além disso, há indícios de uma baixa escolaridade dos chefes de domicílio, dada a alta concentração na categoria ensino fundamental (44,69%), o que tende a comprometer as possibilidades de emprego e renda dessas pessoas.

Tabela 2 – Estatísticas descritivas das variáveis independentes

Variável	Média	Desvio padrão
Rural	0,1378	0,3447
Norte	0,0723	0,2590
Log da rdpc	7,1755	0,9732
Pavimentação	0,7653	0,4237
Parede inadequada	0,0555	0,2290
Telhado inadequado	0,0233	0,1511
Piso inadequado	0,2457	0,4305
Ausência de banheiro	0,0261	0,1596
Falta de acesso a esgotamento	0,3621	0,4806
Falta de acesso à coleta de lixo	0,0967	0,2955
Presença de idoso	0,2852	0,4515
Número trabalhadores	1,8894	0,8753
Pobreza monetária	0,1043	0,3057
Mulher	0,4187	0,4933
Preto	0,5453	0,4979
Idade	50,06	15,73
Fundamental	0,4469	0,4971
Médio	0,2963	0,4566
Superior	0,1846	0,3880

Fonte: Elaboração própria com dados da POF 2017/2018

4.2 Situação da pobreza energética multidimensional no Brasil

A Tabela 3 mostra o percentual de domicílios brasileiros privados em cada um dos indicadores utilizados na construção do índice de pobreza energética multidimensional. A parcela daqueles que não possuem computador representa 57,63%, enquanto que as taxas de domicílios sem ventilador e que utilizam combustíveis inadequados para cozinhar são, respectivamente, 23,69% e 19,80%. Na outra ponta, o acesso à energia elétrica é praticamente universal nas moradias brasileiras, com apenas 0,21% de residências sem esse serviço.

Tabela 3 – Parcela dos domicílios brasileiros abaixo da linha de corte em cada indicador do IPEM

Dimensão/Indicador	Domicílios privados (%)
D1: Iluminação	
I1: Eletricidade	0,21
D2: Cozinha	
I2: Combustível para cozinhar	19,80
D3: Refrigeração	
I3: Geladeira	2,09
D4: Entretenimento/educação	
I4: Rádio/TV	2,07
D5: Comunicação	
I5: Computador	57,63
D6: Resfriamento do espaço	
I6: Ventilador	23,69

Fonte: Elaboração própria com dados da POF 2017/2018

Na parte A da Tabela 4 são reportados a incidência (H), a intensidade (A), a severidade e o índice de pobreza energética multidimensional ($IPEM$), com linha de corte de 33%, para o Brasil em 2017/2018. Para a estimação das medidas, foram usados pesos iguais para cada dimensão. Os resultados mostram que 27,8% dos domicílios brasileiros foram identificados como pobres-energéticos e a intensidade média da privação sofrida por eles foi de 38,5%. Por sua vez, a severidade da pobreza energética indica que, entre os domicílios multidimensionalmente pobres, 26% vivenciam uma situação de pobreza energética extrema. O $IPEM$ associado foi 0,107, indicando um baixo nível de pobreza energética entre os domicílios brasileiros.

Um ponto interessante da metodologia utilizada no presente estudo é a possibilidade de verificar a contribuição de cada indicador para o $IPEM$. E é exatamente isso que a parte B da Tabela 4 apresenta. Entre os domicílios brasileiros, a ausência de computador é o indicador que mais contribui para o índice de pobreza energética multidimensional (41,2%), seguido da

ausência de ventilador (27,9%) e da utilização de combustíveis inadequados para cozinhar (24,7%). Conforme observado na Tabela 3, esses são os indicadores com o maior percentual de domicílios em situação de privação.

Tabela 4 – Pobreza energética multidimensional no Brasil

Parte A: Pobreza energética multidimensional	
Incidência (<i>H</i>)	0,278
Intensidade (<i>A</i>)	0,385
Severidade	0,260
<i>IPEM (H x A)</i>	0,107
Parte B: Contribuição proporcional de cada indicador para o índice global	
D1: Iluminação	
I1: Acesso a eletricidade	0,003
D2: Cozinha	
I2: Combustível para cozinhar	0,247
D3: Refrigeração	
I3: Geladeira	0,031
D4: Entretenimento/educação	
I4: Rádio/TV	0,028
D5: Comunicação	
I5: Computador	0,412
D6: Resfriamento do espaço	
I6: Ventilador	0,279

Fonte: Elaboração própria com dados da POF 2017/2018

Conforme salientado anteriormente, foi adotada uma linha de corte de 33% para a identificação dos domicílios em situação de pobreza energética multidimensional. Com o intuito de fazer uma análise de sensibilidade, foram implementadas 3 linhas de corte diferentes (15%, 33% e 50%) e verificou-se o impacto no IPEM. Para isso, as unidades federativas brasileiras foram classificadas em quartis com base no IPEM e avaliou-se o comportamento dessa classificação quando ocorreu a mudança na linha de corte. Os resultados apresentados no apêndice mostram que a mudança na linha de corte não gerou grandes mudanças na classificação das UFs.

A Tabela 5 mostra as medidas de pobreza energética multidimensional desagregadas segundo algumas informações socioeconômicas e demográficas dos chefes dos domicílios brasileiros. De forma análoga aos estudos de Jayasinghe, Selvanathan e Selvanathan (2021) e Poveda, Losekann e Silva (2021), os resultados indicam que a pobreza energética é um problema que agride de maneira mais acentuada as pessoas que residem na área rural em comparação com a urbana. O percentual de domicílios vivendo em uma situação de pobreza energética no território rural (67,5%) é mais de três vezes maior que a parcela no setor urbano

(21,4%). Assim sendo, a população rural merece atenção especial por parte dos formuladores de políticas públicas.

Dentro do território brasileiro, Norte e Nordeste são localidades conhecidas por apresentarem um elevado grau de vulnerabilidade social. Corroborando essa tendência, as duas regiões supracitadas possuem os piores resultados em termos de pobreza energética. Tal fato corrobora com os resultados de Poveda, Losekann e Silva (2021). Quando se avalia por quintis de renda, a situação da pobreza energética é bem mais alarmante entre a parcela mais pobre da população, da mesma maneira como concluíram Ssennono *et al.* (2021). A incidência de domicílios que vivem em situação de pobreza energética é 4 vezes maior entre os 20% mais pobres em comparação com os 20% mais ricos. Isso indica que a falta de renda implica que as pessoas tenham mais chance de sofrerem múltiplas privações, agravando ainda mais o quadro de vulnerabilidade. Vale destacar que um contexto marcado por miséria e desigualdade também é acometido por maiores tensões sociais. Nesse sentido, é de suma importância que sejam feitas políticas públicas com o objetivo de reduzir a pobreza nas suas mais variadas facetas.

Por fim, na Tabela 5 são apresentados os resultados de acordo com a densidade de moradores por dormitório.

A densidade de moradores por dormitório indica, sinteticamente, aspectos relacionados tanto às características socioeconômicas do domicílio, quanto aos fatores que envolvem acesso à habitação e à qualidade de vida de seus moradores. Densidades sistematicamente maiores, especialmente entre os núcleos secundários mais pobres, seriam caracterizadas como déficit de acesso à habitação. (FJP, 2021).

A metodologia da Fundação João Pinheiro postula que domicílios com mais de dois moradores por dormitório são classificados com déficit habitacional². Entre essas moradias, o problema da pobreza energética se mostra mais grave, indicando mais uma fonte de vulnerabilidade para essas famílias.

Tabela 5 – Pobreza energética multidimensional por características do domicílio - Brasil

Características	Incidência (%)	Intensidade (%)	IPEM	Severidade (%)	Parcela na população (%)
Área de residência					
Rural	67,5	42,7	0,288	44,7	13,8
Urbana	21,4	36,4	0,078	16,6	86,2
Região					
Norte	40,8	41,4	0,169	31,4	7,2
Nordeste	35,1	40,5	0,142	35,1	25,9

Continua

² Disponível em: <https://fjp.mg.gov.br/wp-content/uploads/2020/12/04.03_Cartilha_DH_compressed.pdf>. Acesso em: 03 mar. 2023.

Tabela 5 – Pobreza energética multidimensional por características do domicílio - Brasil

Características	Incidência (%)	Intensidade (%)	IPEM	Severidade (%)	Parcela na população (%)
Região					
Centro Oeste	29,8	36,9	0,110	19,9	7,8
Sudeste	19,8	36,8	0,073	18,7	43,7
Sul	31,0	37,1	0,115	21,8	15,4
Quintil de renda					
20% mais pobres	47,1	40,8	0,192	36,0	20,0
Segundo	30,9	37,9	0,117	23,5	20,0
Terceiro	28,9	37,7	0,109	23,6	20,0
Quarto	20,5	36,6	0,075	18,4	20,0
20% mais ricos	11,5	35,7	0,041	12,0	20,0
Densidade morador por dormitório					
Até 2 pessoas	26,7	38,2	0,102	25,4	86,5
+ 2 pessoas	34,4	39,5	0,136	29,1	13,5

Fonte: Elaboração própria com dados da POF 2017/2018.

4.3 Pobreza energética e bem-estar social

Amartya Sen foi o grande precursor no desenvolvimento da Abordagem das Capacitações para mensuração da pobreza. Sob esse prisma, pobreza não é apenas insuficiência de recursos, mas está ligada a um déficit de bem-estar (SEN, 2018).

A renda não é um fim em si mesma, sendo um meio usado para que as pessoas tenham acesso a outros bens e serviços. Tendo isso em mente, nesta seção é feita uma análise comparativa entre pobreza energética e algumas medidas de bem-estar social, incluindo a pobreza monetária.

Para a identificação dos domicílios pobres por insuficiência de renda foi implementada a linha de corte do Banco Mundial: residências com rendimento diário inferior a US\$5,50 foram considerados pobres. Conforme veremos a seguir, não necessariamente um domicílio é pobre sob os dois conceitos.

Os resultados na Tabela 6 revelam que 10,43% dos domicílios brasileiros eram pobres sob o ponto de vista monetário, rubrica inferior ao percentual de residências acometidas pela pobreza energética (27,79%).

A Tabela 6 também mostra que 22,21% das residências eram pobres-energéticas, mas não eram pobres pelo conceito monetário. Mesmo tendo rendimentos superiores à linha de pobreza monetária, tais famílias sofrem de outras privações, prejudicando a qualidade de vida de seus integrantes.

Tendo em vista que o bem-estar das pessoas é influenciado por fatores que vão além da renda, Amartya Sen e Mahbub-Ul-Haq desenvolveram, em 1990, o IDH (Índice de Desenvolvimento Humano), que engloba indicadores relacionados à longevidade, bom desempenho escolar e padrão de vida digno.

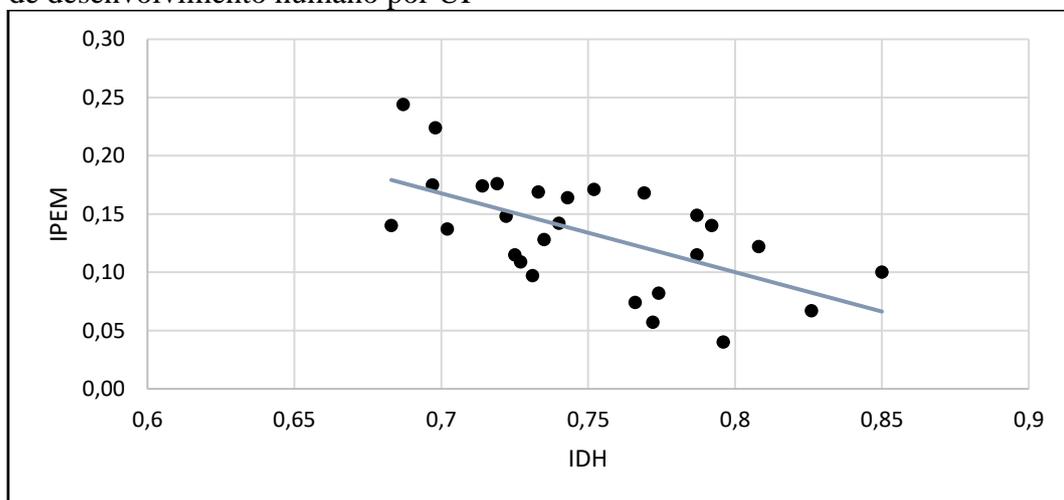
Tabela 6 – Distribuição da pobreza energética e da pobreza monetária (%)

Pobreza Monetária Pobreza Energética	Não pobreza monetária	Pobreza monetária	Distribuição marginal da pobreza monetária
Não pobreza energética	67,35	4,86	72,21
Pobreza energética	22,21	5,57	27,79
Distribuição marginal da pobreza energética	89,57	10,43	100,00

Fonte: Elaboração própria com dados da POF 2017/2018

A Figura 2 indica uma relação negativa entre o IDH e o índice de pobreza energética multidimensional para as unidades federativas brasileiras. Ou seja, regiões com menores índices de desenvolvimento humano tendem a apresentar uma situação pior em termos da pobreza energética multidimensional.

Figura 2 – Relação entre o índice de pobreza energética multidimensional e o índice de desenvolvimento humano por UF

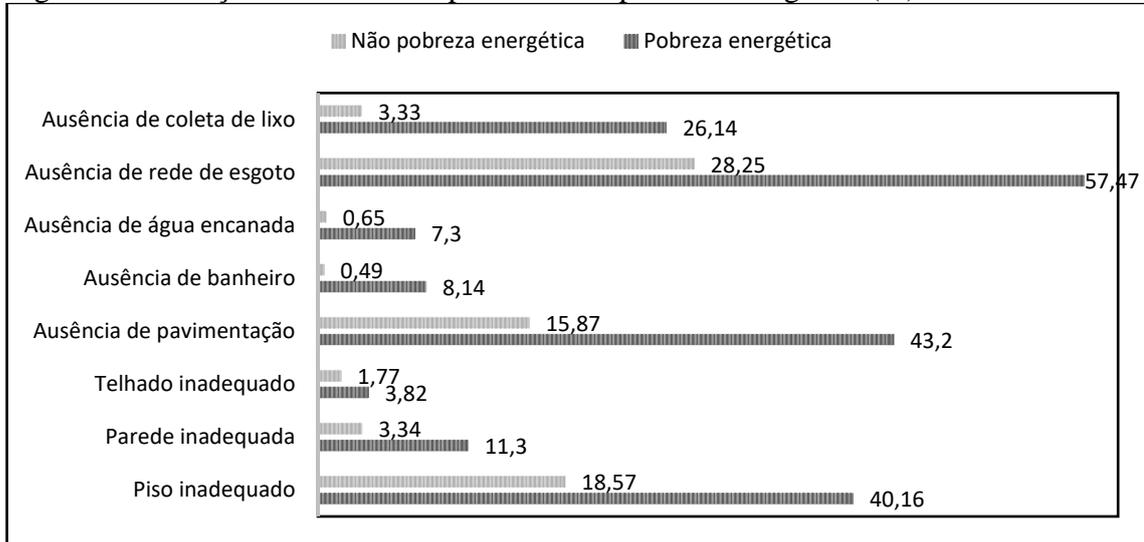


Fonte: Elaboração própria com dados da POF 2017/2018

Quando se analisa as condições domiciliares, os resultados na Figura 3 revelam uma maior precariedade das residências pobres-energéticas. Para se ter uma ideia, quase 60% dos domicílios vivendo em condições de pobreza energética não têm acesso a rede de esgoto. A falta de saneamento básico piora a qualidade de vida das pessoas, tendo em vista que aumenta a incidência de doenças infectocontagiosas, contribui para a expansão da mortalidade infantil,

etc. Os efeitos dessas condições precárias lesam não somente a população diretamente impactada, mas o desenvolvimento de toda a sociedade.

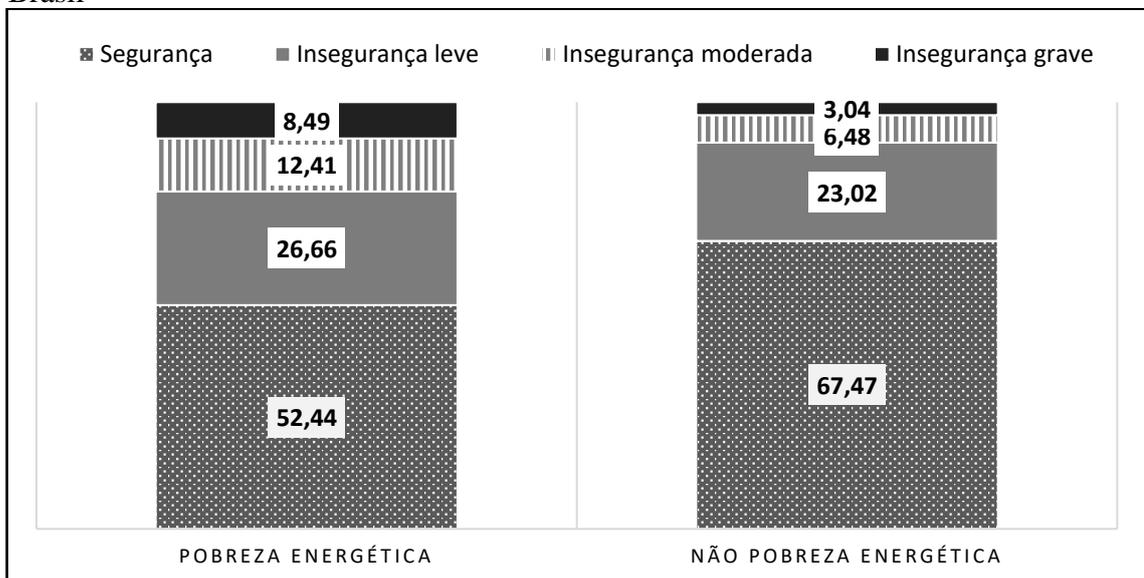
Figura 3 – Privações domiciliares por status de pobreza energética (%) - Brasil



Fonte: Elaboração própria com dados da POF 2017/2018

Por fim, a Figura 4 mostra que quase metade dos domicílios identificados como pobres-energéticos vivem em situação de insegurança alimentar. Ou seja, uma grande parcela dessas famílias não está conseguindo acesso ao direito básico da alimentação. Os resultados aqui apresentados salientam a importância da adoção de medidas que visem promover uma vida digna para essas famílias em condições de pobreza energética e que sofrem de múltiplas privações.

Figura 4 – Condição de insegurança alimentar por status de pobreza energética (%) - Brasil



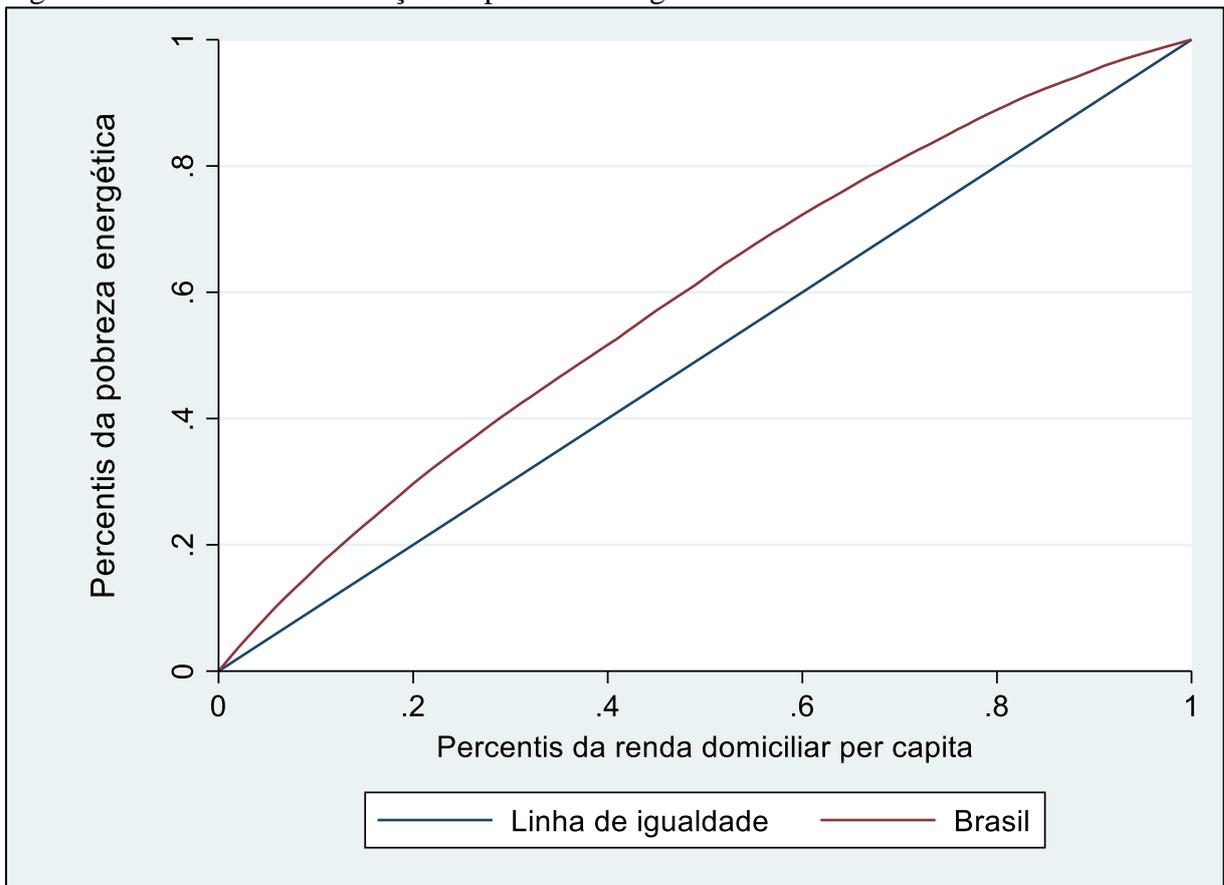
Fonte: Elaboração própria com dados da POF 2017/2018

4.4 Desigualdade social na pobreza energética multidimensional

Apesar de não haver uma relação perfeita entre pobreza energética e pobreza monetária, os resultados do tópico anterior apontam para um maior grau de vulnerabilidade por parte dos domicílios acometidos pela pobreza energética. Nessa seção, é apresentada a curva de concentração (Figura 5), utilizada para mensurar o nível de desigualdade na pobreza energética.

Tendo em vista que a referida curva se encontra acima da linha de perfeita igualdade, há uma concentração dos domicílios pobre-energéticos na parcela mais pobre (em termos monetários) da população. Confirmando esse resultado visual, obteve-se um índice de concentração negativo e estatisticamente significativo no valor de $-0,2178$. Essa concentração da pobreza energética na parcela mais vulnerável da população mostra a importância da adoção de medidas que tenham como objetivo a melhoria de vida dessas pessoas.

Figura 5 – Curva de concentração da pobreza energética no Brasil



Fonte: Elaboração própria com dados da POF 2017/2018

4.5 Determinantes da pobreza energética

Nesse trabalho, a regressão logística foi utilizada para se investigar os determinantes da incidência da pobreza energética multidimensional no Brasil. As diferentes colunas da Tabela 7 mostram as estimativas dos efeitos marginais dos regressores sobre a variável dependente para o Brasil como um todo, por setor censitário (rural e urbano) e por regiões (Norte, Nordeste, Centro Oeste, Sudeste e Sul). Em geral, os sinais dos parâmetros estimados estão de acordo com o esperado na teoria econômica. A área sob a curva ROC é maior que 0,70 em todos os modelos estimados, indicando um bom grau de ajuste na classificação dos domicílios como pobres e não pobres.

Localização, condições domiciliares e nível educacional do chefe do domicílio são importantes fatores na identificação de o domicílio ser pobre-energético. Para o Brasil como um todo, domicílios localizados na zona rural têm 17,18 pontos percentuais (p.p.) a mais de chance de serem pobres-energéticos em comparação com a área urbana. Resultado esse em conformidade com os trabalhos de Qurat-UI-Ann e Mirza (2021) e Jayasinghe, Selvanathan e Selvanathan (2021). A ausência de banheiro no domicílio e a falta de acesso a coleta de lixo elevam a probabilidade de pobreza energética em 25,07 p.p. e 15,30 p.p., respectivamente.

A coluna (1) da Tabela 7 indica que renda domiciliar *per capita*, número de trabalhadores no domicílio e nível educacional do chefe da família se relacionam negativamente com a pobreza energética multidimensional no Brasil. Esses resultados estão em alinhados com os trabalhos de Qurat-UI-Ann e Mirza (2021), Jayasinghe, Selvanathan, Selvanathan (2021) e Adeyonu et al (2022). Um aumento de 1% na renda domiciliar *per capita* diminui a probabilidade de pobreza energética em 5,70 p.p. O efeito da educação é crescente conforme se aumenta o nível de ensino do chefe do domicílio. A redução na incidência da pobreza energética passa de 8,26 p.p. quando o chefe da família tem ensino fundamental para uma queda de 21,85 p.p. na presença de curso superior completo.

Em geral, resultados similares são observados para todos os recortes geográficos analisados. A pobreza monetária tem um efeito maior na área rural e na região Nordeste, sendo responsável por elevar a chance de pobreza energética em 8,07 p.p. e 5,41 p.p., respectivamente. Nessas mesmas localidades, o fato de o domicílio ser chefiado por uma pessoa preta tem um efeito mais acentuado que as demais regiões. Na área rural, ser chefiado por uma pessoa preta aumenta em 2,07 p.p. a probabilidade de o domicílio ser identificado como pobre-energético, enquanto há um aumento de 3,43 p.p. no Nordeste.

Tabela 7 – Resultados da regressão logística (variável dependente assume valor 1 se o domicílio sofre de pobreza energética multidimensional; valor 0, caso contrário)

	Brasil (1)	Rural (2)	Urbano (3)	Norte (4)	Nordeste (5)	Centro Oeste (6)	Sudeste (7)	Sul (8)
Log da rdpc	-0,0570*	-0,0759*	-0,0470*	-0,0911*	-0,0845*	-0,0824*	-0,0521*	-0,0492*
Rural	0,1718*			0,2256*	0,1835*	0,1388*	0,1912*	0,1648*
Pavimentação	-0,0166*	-0,0660*	-0,0082*	-0,0216*	-0,0426*	0,0439*	0,0058*	-0,0383*
Parede inadequada	0,0662*	0,0614*	0,0607*	0,0301*	0,1805*	-0,1247*	0,0648*	0,0602*
Telhado inadequado	0,0451*	0,0716*	0,0345*	0,0418*	-0,0417*	-0,0798*	0,0429*	0,0421*
Piso inadequado	0,0700*	0,0518*	0,0650*	0,1164*	0,1071*	0,0756*	0,0543*	0,0430*
Ausência de banheiro	0,2507*	0,1732*	0,2496*	0,2589*	0,2543*	0,2588*	0,5046*	0,1721*
Falta de acesso a esgoto	0,0472*	0,0579*	0,0413*	0,0450*	0,0386*	0,0523*	0,0315*	0,0679*
Falta de acesso a coleta de lixo	0,1530*	0,1754*	0,0755*	0,1633*	0,1927*	0,1821*	0,1399*	0,1170*
Presença de idoso no domicílio	0,0397*	0,0147*	0,0383*	-0,0560*	0,0372*	0,0347*	0,0414*	0,0744*
Nº trabalhadores no domicílio	-0,0353*	-0,0199*	-0,0340*	-0,0111*	-0,0262*	-0,0380*	-0,0334*	-0,0620*
Pobreza monetária	0,0167*	0,0807*	0,0026*	0,0282*	0,0541*	-0,0090*	-0,0175*	0,0128*
Mulher	0,0094*	0,0053*	0,0090*	-0,0288*	0,0290*	0,0187*	0,0063*	-0,0019*
Preto	0,0022*	0,0207*	0,0004*	-0,0015**	0,0343*	0,0096*	0,0148*	0,0086*
Idade do chefe do domicílio	0,0003*	0,0038*	-0,0002*	0,0039*	0,0021*	0,0006*	-0,0005*	-0,0001*
Ensino fundamental	-0,0826*	-0,0681*	-0,0718*	-0,0763*	-0,0996*	-0,0163*	-0,0976*	-0,0511*
Ensino médio	-0,1644*	-0,1814*	-0,1429*	-0,1515*	-0,1970*	-0,1013*	-0,1478*	-0,1650*
Ensino superior	-0,2185*	-0,3300*	-0,1877*	-0,1670*	-0,2469*	-0,1952*	-0,1928*	-0,2251*
Norte	0,0041*	0,0026*	0,0049*					
N	68.176.605	8.984.747	59.191.858	4.899.708	17.352.871	5.322.106	30.007.477	10.594.443
Pseudo R ²	0,1840	0,1476	0,1007	0,2078	0,2580	0,1197	0,1399	0,1417
Área sob a curva ROC	0,7754	0,7520	0,7178	0,7800	0,8257	0,7295	0,7466	0,7485

Fonte: Elaboração própria com dados da POF 2017/2018

Notas: * Significativo a 1% / ** Significativo a 5%.

5 CONCLUSÕES

Um dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável da ONU consiste em garantir, até 2030, o acesso universal a serviços de energia acessíveis, confiáveis e modernos. Nesse sentido, o presente estudo analisou a pobreza energética no Brasil, por meio do índice de pobreza energética multidimensional (*IPEM*) desenvolvido por Nussbaumer, Bazilian e Modi (2012). Foi estimada uma regressão logística com o intuito de se investigar os determinantes da incidência da pobreza energética multidimensional entre os domicílios brasileiros. Complementarmente, verificou-se a desigualdade social na pobreza energética através da curva de concentração (CC) e o índice de concentração (IC). As informações são provenientes da Pesquisa de Orçamentos Familiares – POF 2017/2018.

O *IPEM* estimado para o Brasil foi 0,107, indicando um baixo nível de pobreza energética. A ausência de computador é o indicador que mais contribui para o índice de pobreza energética multidimensional (41,2%), seguido da ausência de ventilador (27,9%) e da utilização de combustíveis inadequados para cozinhar (24,7%). Os resultados indicaram uma maior concentração da pobreza energética entre a parcela mais pobre da população. Além disso, as famílias vivendo em situação de pobreza energética multidimensional sofrem de diversas privações domiciliares, o que agrava ainda mais sua situação de vulnerabilidade social. Qurat-Ul-Ann e Mirza (2021) ressaltam que se o setor doméstico não for fornecido com fontes de energia suficientes para múltiplas atividades, enfrentará tarefas não cumpridas, oportunidades perdidas de desenvolvimento e uma piora nos padrões de vida.

Este trabalho contribui para a literatura sobre o tema no Brasil, podendo auxiliar na formatação de políticas públicas. Jayasinghe, Selvanathan e Selvanathan (2021) destacam que o principal objetivo da política energética nacional é garantir o acesso universal à eletricidade no país, com a intenção de que as famílias mudem para energia limpa para cozinhar e passem a utilizar equipamentos tecnológicos domésticos. Assim sendo, é interessante que os formuladores de políticas foquem em energias renováveis, disponibilizadas a baixo custo para as famílias carentes. A transição de combustíveis baratos, ou mesmo gratuitos, para o uso de energia limpa na cozinha (o que gera custos) requer medidas de suporte para as famílias de baixa renda. Em paralelo a isso, é interessante que sejam adotadas ações de conscientização para a importância do uso de fontes limpas de energia.

A falta de acesso a computadores é algo salutar no contexto atual de uma sociedade cada vez mais informatizada. Como um fator agravante, a pandemia do COVID-19 impulsionou de maneira acelerada a educação à distância. A ausência de equipamentos tecnológicos, como

computadores, celulares e falta de acesso à internet, principalmente entre as famílias mais pobres, tende a comprometer o aproveitamento escolar das crianças. Isso pode reduzir as possibilidades de emprego e renda no futuro, contribuindo para a perpetuação do ciclo de pobreza e elevação dos níveis de desigualdade. Assim sendo, devem ser implementadas políticas que visem suprir a lacuna no acesso a esses itens tecnológicos na parcela mais carente da população.

A regressão logística estimada mostra que o nível educacional do chefe da família, as condições domiciliares e a localização geográfica da residência são fatores importantes na determinação da incidência da pobreza energética multidimensional no Brasil. Dessa forma, políticas educacionais, de emprego e de renda podem desempenhar um papel fundamental na redução da pobreza energética. Importante dizer que a redução nas disparidades deve ser um assunto em pauta na formulação das políticas.

Em suma, como salientam Qurat-UI-Ann e Mirza (2021), a pobreza energética requer engajamento que oferece novas oportunidades para o desenvolvimento político, econômico e ambiental. Formuladores de políticas públicas, universidades e sociedade civil devem unir esforços para o enfrentamento dessa problemática, buscando melhorar a qualidade de vida da população mais pobre.

Mesmo representando um avanço no assunto da pobreza energética, o presente estudo apresenta algumas limitações, como a falta de informações sobre o custo da energia e da qualidade da energia fornecida. Nesse sentido, trabalhos futuros podem confrontar o IPEM com outras medidas de pobreza energética, fornecendo um panorama mais abrangente da situação no Brasil. Os dados utilizados estão disponíveis para o período pré-pandêmico, todavia, é provável que a gravidade da pobreza energética tenha se elevado com a pandemia do COVID-19. Logo, estudos futuros podem considerar a comparação antes e depois da pandemia com a pobreza energética.

REFERÊNCIAS

- ABBAS, Khizar; LI, Shixiang; XU, Deyi; BAZ, Khan; RAKHMETOVA, Aigerim. Do socioeconomic factors determine household multidimensional energy poverty? Empirical evidence from South Asia. **Energy Policys**, Amsterdã, v. 146, nov. 2020. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421520304778>>. Acesso em: 02 jan. 2023.
- ADEYONU, Abigail Gbemisola; ADAMS, Samuel O.; KEHIND, Mojisola O.; AKERELE, Dare; OTEKUNRIN, Olutosina A. Spatial profiles and determinants of multidimensional energy poverty in rural Nigeria. **International Journal of Energy Economics and Policy**, [S.I.], v.12, n. 3, p. 373-384, 2022. Disponível em: <<https://econjournals.com/index.php/ijeep/article/view/13163>>. Acesso em: 02 jan. 2023.
- ALKIRE, Sabina; FOSTER, James. Counting and multidimensional poverty measurement. **Journal of public economics**, Amsterdã, v. 95, n. 7-8, p. 476-487, 2011. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0047272710001660>>. Acesso em: 05 jan. 2023.
- AWAN, Ashar; BILGILI, Faik ; RAHUT, Dil Bahadur . Energy poverty trends and determinants in Pakistan: Empirical evidence from eight waves of HIES 1998–2019. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Islamabad, v. 158, p.112-157, 2022. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S136403212000855>>. Acesso em: 02 jan. 2023.
- BOARDMAN, Brenda. **Fuel poverty: from cold homes to affordable warmth**. Michigan: Belhaven Press, 1991. 267p. Disponível em: <<https://www.fph.org.uk/media/2593/a6-fph-sig-fuel-poverty-affordable-warmth-final.pdf>>. Acesso em: 05 jan. 2023.
- BONATZ, Nora; GUO, Ru; WU, Wenhao; LIU, Linjing. A comparative study of the interlinkages between energy poverty and low carbon development in China and Germany by developing an energy poverty index. **Energy and buildings**, Amsterdã, v. 183, p. 817-831, 2019. ISSN 0378-7788. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/journal/energy-and-buildings/vol/183/suppl/C>>. Acesso em: 05 fev. 2023.
- BRONFMAN, Javier. **Beyond Income: a study of multidimensional poverty in Chile**. Paper available, Santiago, Universidad Adolfo Ibáñez, Working 2014. Disponível em: <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/63256/1/MPRA_paper_63256.pdf>. Acesso em: 02 jan. 2023.
- CASTAÑO-ROSA, Raúl; GRAEME, Xerife; SOLÍS-GUZMÁN, Jaime; MARRERO, Madelyn. The validity of the index of vulnerable homes: Evidence from consumers vulnerable to energy poverty in the UK. **Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy**, Londres, v. 15, n. 2, p. 72-91, 2020. Disponível em: <<https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/15567249.2020.1717677?journalCode=uesb20>>. Acesso em: 02 jan. 2023.
- FAN, Ye; DOERING, Tim; ZHANG, Xin; FANG, Ming; YU, Yongda. **Energy Poverty and Health Vulnerability: a global analysis**. Papers ssrn available. New York: Elsevier/SSRN.

Disponível em: <https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4091277, 2022>. Acesso em: 05 jan. 2023.

FUNDAÇÃO JOÃO PINHEIRO. **Metodologia do deficit habitacional e da inadequação de domicílios no Brasil – 2016-2019**. Belo Horizonte: Fundação João Pinheiro – FJP, 2021.

GOUVEIA, João Pedro; PALMA, Pedro; SIMOES, Sofia G. Energy poverty vulnerability index: A multidimensional tool to identify hotspots for local action. **Energy Reports**, Amsterdam, v. 5, p. 187-201, 2019. Disponível em: <[https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352484718303810#:~:text=The %20EPVI %20is%20useful%20in,differ%20from%20region%20to%20region](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352484718303810#:~:text=The%20EPVI%20is%20useful%20in,differ%20from%20region%20to%20region)>. Acesso em: 05 jan. 2023.

HILLS, John. Getting the measure of fuel poverty. **Fuel Poverty Review**, London, Case report 72, ISSN 1465-3001, mar. 2012. Disponível em: <<https://sticerd.lse.ac.uk/dps/case/cr/casereport72.pdf>>. Acesso em: 05 mar. 2023.

INTERNATIONAL ENERGY AGENCY- IEA AND IEA. Energy for all: financing access for the poor (special early excerpt of the World Energy Outlook, 2011. **Report World Energy**, [S.I.]Outlook 2011, p. 52, 2011. Disponível em: <<https://www.iea.org/reports/energy-for-all>>. Acesso em: 02 jan. 2023.

JAYASINGHE, Maneka; SELVANATHAN, E. A.; SELVANATHAN, Saroja. Energy poverty in Sri Lanka. **Energy Economics**, Amsterdam, v. 101, p. 105450, 2021. Disponível em: <https://www.google.com/search?q=Energy+poverty+in+Sri+Lanka.&rlz=1C1SQJL_pt-BRBR907BR907&oq=Energy+poverty+in+Sri+Lanka.&aqs=chrome..69i57j0i22i30.1781j0j7&sourceid=chrome&ie=UT>. Acesso em: 02 jan. 2023.

KAKWANI, Nanak C. Applications of Lorenz curves in economic analysis. Discussion Papers No: 12. **Journal of the Econometric Society**, [S.I.], p. 719-727, 1977. Disponível em: <https://documents1.worldbank.org/curated/en/526831468183558343/pdf/DRD120REPLACEMENT0FILE0BO_X321443B.pdf>. Acesso em: 15 jan. 2023.

KHALED, Mohamad A.; MAKDISSI, Paulo; RAMI, V.; TABRI, Myra Yazbeck. A framework for testing the equality between the health concentration curve and the 45-degree line. **Health economics**, [S.I.], v. 27, n. 5, p. 887-896, 2018. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/hec.3637>>. Acesso em: 05 jan. 2023.

KHANNA, Rupali A.; LI, Yanfei; MHAISALKAR, Subodh; KUMAR, Mahesh; LIANG, Lim Jia. Comprehensive energy poverty index: Measuring energy poverty and identifying micro-level solutions in South and Southeast Asia. **Energy Policy**, Amsterdã, v. 132, p. 379-391, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.enpol.2019.05.034>>. Acesso em: 02 jan. 2023.

LI, K.; LLOYD, B.; LIANG, X. J.; WEI, Y. M. Energy poor or fuel poor: What are the differences?. **Energy Policy**, Amsterdã, v. 68, 476-481, maio 2014. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0301421513011191>>. Acesso em: 02 jan. 2023.

LIERA-SASTRESA, Ev; SCARPELLIN, Sabina; RIVERA-TORRE, Pilar; ARANDA, Juan; ZABALZA-BRIBIÁ, Ignacio; ARANDA-USÓ, Alfonso. Energy vulnerability composite index in social housing, from a household energy poverty perspective. **Sustainability**, Basileia, v. 9, n. 5, p. 691, 2017. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2071-1050/9/5/691>>. Acesso em: 05 jan. 2023.

MENDOZA AGUILAR, Judit; RAMOS-REAL, Francisco J.; RAMÍREZ-DÍAZ, Alfredo J. Improving indicators for comparing energy poverty in the Canary Islands and Spain. **Energies**, Basileia, v. 12, n. 11, p. 2135, 2019. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1996-1073/12/11/2135>>. Acesso em: 15 jan. 2023.

MENDOZA JR., Celedonio B.; CAYONT, Dwane Darcy D.; LEABRES, Michael S.; MANALIGOD, Lana Rose A. Understanding multidimensional energy poverty in the Philippines. **Energy Policy**, Amsterdam, v. 133, 2019. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0301421519304641>>. Acesso em: 02 jan. 2023.

MOYER, Carlos; CHÁVEZ, Carlos; URIBE, Adolfo. Energy poverty measures and the identification of the energy poor: A comparison between the utilitarian and capability-based approaches in Chile. **Energy Policy**, Amsterdã, v. 152, p. 112-146, maio 2021. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S030142152100015X>>. Acesso em: 02 jan. 2023.

NUSSBAUMER, Patrick; BAZILIAN, Morgan; MODI, Vijay. Measuring energy poverty: Focusing on what matters. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Amsterdam, v. 16, n. 1, p. 231-243, jan. 2012. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1364032111003972>>. Acesso em: 05 jan. 2023.

PELZ, Setu; PACHAURI, Shonali; GROH, Sebastian. A critical review of modern approaches for multidimensional energy poverty measurement. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Energy and Environment**, v. 7, n. 6, 2018. Disponível em: <<https://wires.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/wene.304>>. Acesso em: 15 jan. 2023.

PEREIRA, Gabriel; GONZÁLEZ, Arturo; RÍOS, Richard. Capturing multidimensional energy poverty in South America: a comparative study of Argentina, Brazil, Uruguay, and Paraguay. **Frontiers in Sustainable Cities**, Cambridge, v. 3, 2021. Disponível em: <<https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/frsc.2021.632009/full>>. Acesso em: 15 jan. 2023.

POVEDA, Y. E. M.; LOSEKANN, L. D.; SILVA, N. R. Medindo a pobreza energética no Brasil: uma proposta fundamentada no Índice de Pobreza Energética Multidimensional (MEPI). In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 49., 2021, on line. **Anais... ANPEC**, 2021. Disponível em: <https://www.anpec.org.br/encontro/2021/submissao/files_I/i12-c15c6e2ebe361586df6f56d963fb3f54.pdf>. Acesso em: 22 fev. 2023.

QURAT-UL-ANN, Abre-Rehmat; MIRZA, Faisal Mehmood. Determinants of multidimensional energy poverty in Pakistan: a household level analysis. **Environment, Development and Sustainability**, [S.I.], v. 23, n. 8, p. 12366-12410, 2021. Disponível em: <https://ideas.repec.org/a/spr/endesu/v23y2021i8d10.1007_s10668-020-01174-2.html>. Acesso em: 15 jan. 2023.

RECALDE, Martina; PERALTA, Andrés; OLIVERAS, Laura; TIRADO-HERRERO, Sergio; BORRELL, Carme; PALÈNCIA, Laia; GOTSENS, Mercè; ARTAZCOZ, Lucia, MARÍ-DELL'OLMO, Marc. Structural energy poverty vulnerability and excess winter mortality in the European Union: Exploring the association between structural determinants and health. **Energy Policy**, Amsterdã, v. 133, p. 110869, out. 2019. Disponível em:

<<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0301421519304471>>. Acesso em: 05 jan. 2023.

RITCHIE, H.; ROSER, Max; ROSADO, Pablo. **Energy**. Available. Online Resource, 2019. Disponível em: <<https://ourworldindata.org/energy-access>>. Acesso em: 10 fev. 2023.

SACHS, Jeffrey; WOELM, Finn; LAFORTUNE, Guillaume; KROLL, Christian; FULLER, Grayson. **Sustainable development report 2022**. Cambridge University Press, 2022. Disponível em: <<https://dashboards.sdgindex.org/chapters/executive-summary>>. Acesso em: 10 fev. 2023.

SEN, Amartya. **Desenvolvimento como liberdade**. Editora Companhia das Letras, 2018.

SIKSNELYTE-BUTKIENE; STREIMIKIENE, Dalia; LEKAVICIUS, Vidas; BALEZENTIS, Tomas. Energy poverty indicators: A systematic literature review and comprehensive analysis of integrity. Montreal, Quebec, Canadá, **Sustainable Cities and Society**, Basileia, v. 67, p. 1027-56, 2021. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2210670721000500?via%3Dihub>>. Acesso em: 05 jan. 2023.

SOKOŁOWSKI, Jakub; KIELCZEWSKA, Aneta; LEWANDOWSKI, Piotr. **Defining and measuring energy poverty in Poland**. NA. Warsaw: Instytut Badan Strukturalnych, 2019.

SOKOŁOWSKI, Jakub; KIELCZEWSKA, Aneta; LEWANDOWSKI, Piotr; BOUZAROVSKI, Stefan. A multidimensional index to measure energy poverty: the Polish case. **Energy Sources**, Part B: Economics, Planning, and Policy, Varsóvia, v. 15, n. 2, p. 92-112, 2020. Disponível em: <<https://www.tandfonline.com/doi/citedby/10.1080/15567249.2020.1742817?scroll=top&needAccess=true&role=tab>>. Acesso em: 10 fev. 2023.

SSENNONO, Vincent Fred; NTAYI, Joseph M.; BUYINZA, Faisal; WASSWA, Francis; AARAKIT, Sylvia Manjeri; MUKIZA, Chris Ndatira. Energy poverty in Uganda: Evidence from a multidimensional approach. Kampala-Uganda, **Energy Economics**, [S.I.], v. 101, p. 105445, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.eneco.2021.105445>>. Acesso em 10 fev. 2023.

VILLALOBOS, Carlos; CHÁVEZ, Carlos; URIBE, Adolfo. Energy poverty measures and the identification of the energy poor: A comparison between the utilitarian and capability-based approaches in Chile. **Energy Policy**, Amsterdã, v. 152, p. 112146, 2021.

WOOLDRIDGE, J. M. **Introductory Econometrics: a modern approach**. 6e. Cengage Learning, 2016.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **Tracking SDG 7: the energy progress report 2022**. South-Western, OH, USA. Disponível em: <https://cdn.who.int/media/docs/default-source/air-pollution-documents/air-quality-and-health/sdg7-report2022-052622-final_web.pdf?sfvrsn=e93a8386_5&download=true>. Acesso em: 02 fev. 2023.

ZHANG, Dayong; LI, Jiajia; HAN, Phoumin. A multidimensional measure of energy poverty in China and its impacts on health: an empirical study based on the China family panel studies. **Energy Policy**, Amsterdã, v. 131, p. 72-81, 2019.

APÊNDICES

APÊNDICE A – QUADRO 3

Quadro 3 – Efeitos de mudanças na linha de corte para privação em pobreza energética na distribuição das Unidades Federativas por quartis

Quartil IPEM	0,15	0,33	0,5
1 (mais alto)	Maranhão	Maranhão	Pará
	Pará	Pará	Acre
	Acre	Acre	Bahia
	Piauí	Piauí	Maranhão
	Tocantins	Bahia	Piauí
	Goiás	Paraíba	
2	Amazonas	Amazonas	Alagoas
	Bahia	Roraima	Amazonas
	Goiás	Tocantins	Sergipe
	Roraima	Paraíba	Amapá
	Paraíba	Minas Gerais	Tocantins
	Alagoas	Alagoas	Minas Gerais
	Amapá	Amapá	Goiás
Sergipe			
3	Minas Gerais	Sergipe	Ceará
	Ceará	Paraná	Roraima
	Paraná	Ceará	Pernambuco
	Rondônia	Santa Catarina	Paraná
	Santa Catarina	Rio Grande do Sul	Santa Catarina
	Pernambuco	Rondônia	Rio Grande do Norte
Rio Grande do Sul	Pernambuco	Rio Grande do Sul	
4 (mais baixo)	Rio Grande do Norte	Rio Grande do Norte	Rondônia
	Mato Grosso	Distrito Federal	Mato Grosso
	Mato Grosso do Sul	Mato Grosso	Mato Grosso do Sul
	Distrito Federal	Mato Grosso do Sul	Distrito Federal
	Espírito Santo	São Paulo	Espírito Santo
	São Paulo	Espírito Santo	São Paulo
Rio de Janeiro	Rio de Janeiro	Rio de Janeiro	

Fonte: Elaboração própria com dados da POF 2017/2018