

MESTRADO
ECONOMIA E GESTÃO DO AMBIENTE

Drivers regionais de pobreza energética em Portugal

Cátia Sofia Pereira da Costa

M

2024





**DRIVERS REGIONAIS DE POBREZA ENERGÉTICA
EM PORTUGAL**

Cátia Sofia Pereira da Costa

Dissertação
Mestrado em Economia e Gestão do Ambiente

Orientado por
Armindo Carvalho
Isabel Azevedo

2024

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, gostaria de agradecer ao Professor Armindo Carvalho. Convidei-o praticamente sem o conhecer, quando em aula compreendi um pouco do poder que a econometria pode ter, e longe de imaginar o apoio incansável que iria dar nesta dissertação. Obrigada por tudo, pela compreensão e sobretudo pela disponibilidade que demonstrou, sempre pronto a responder e dar feedback num par de horas. A sua rapidez e pertinência foram, sem dúvida, fatores-chave para a conclusão desta dissertação.

À Dr^a Isabel Azevedo, que tem mostrado o verdadeiro sentido da palavra “líder”, agradeço não só o apoio que me deu nesta dissertação, mas sobretudo a compreensão e a disponibilidade demonstrada durante este processo.

Ao Hélder, meu melhor amigo, maior confidente e parceiro de todas as horas. Após 12 anos juntos, estes últimos dois, com a loucura de ser trabalhadora-estudante enquanto continuava com o voleibol, foram difíceis para ambos. Obrigada por compreenderes que terias de dar mais de ti e por aceitares a minha falta de tempo e disposição. Sei que estar na tua posição nem sempre é fácil e que te coloco um peso muito maior do que o de um simples namorado. Agradeço-te por reconheceres e aceitares essa responsabilidade.

À minha irmã, o meu maior exemplo e inspiração. Mesmo à distância, continuas a ser fundamental para mim, a minha principal família. Obrigada por acreditares sempre em mim e por me teres ensinado o verdadeiro significado do que é ter força, vontade e coragem, lema que trago comigo para sempre e que se criou pelo que revia em ti.

Aos meus amigos e família, coloco-os a todos no mesmo parágrafo porque fiquei a dever o mesmo a todos eles: tempo. Agradeço-vos por compreenderem os meus constantes "não posso" e por, mesmo assim, não terem parado de me apoiar e dar força.

À minha avó, perdê-la no meio de todo este processo, quando senti que estava a falhar devido à minha ausência, foi o momento mais duro destes últimos 2 anos. Dedico isto a ela, e, claro, aos melhores pais do mundo. Obrigada aos três por serem as minhas estrelinhas que me fazem conseguir atingir objetivos que nem mesmo eu achava possíveis.

Obrigada a todos os que me acompanham e acompanharam sempre e a todos os que me ajudaram ao longo destes últimos dois anos. Em especial, um agradecimento à Ana Rita, pela partilha, ajuda e companheirismo ao longo de todo o Mestrado.

RESUMO

A pobreza energética representa a falta de acesso a energia de forma a responder às necessidades básicas que garantam uma vida digna e saudável, refletindo desigualdades sociais e económicas. Potenciada pela crise energética, a situação é preocupante em toda a Europa, e especialmente em Portugal, com uma das percentagens mais elevadas de população nessa condição.

Esta dissertação visa caracterizar a pobreza energética em Portugal e identificar os principais fatores que a influenciam, de modo a apoiar a formulação de políticas eficazes. Para tal, utiliza-se a abordagem consensual para medir a pobreza energética, considerando-se a incapacidade de aquecer a habitação e de pagar atempadamente as despesas correntes. Para determinar os drivers regionais de pobreza energética, utilizou-se o modelo econométrico Tobit e dados em painel, considerando variáveis como o rendimento, preços de energia e outros fatores regionais específicos.

Os resultados mostram que o PIB per capita, os preços de eletricidade, os pensionistas por invalidez e velhice, a população em risco de pobreza ou exclusão social e o grau de urbanização parecem ser fatores explicativos de pobreza energética. Em termos de impacto, os preços, o risco de pobreza e a urbanização agravam a pobreza energética, enquanto o rendimento, a escolaridade e os pensionistas ajudam a reduzi-la.

A pobreza energética apresenta uma tendência decrescente a nível nacional, com o Alentejo como região menos afetada e as Regiões Autónomas dos Açores e Madeira as mais impactadas. No continente, a Região Norte destaca-se com os valores mais elevados.

As políticas atuais parecem eficazes na redução da pobreza energética, contudo, é crucial considerar políticas energéticas adaptadas às particularidades regionais que deverão focar-se no desenvolvimento económico, controlo de preços de energia e inclusão social.

PALAVRAS-CHAVE: Pobreza energética, Drivers da Pobreza Energética, Indicadores, Modelo Tobit, Políticas Energéticas.

ABSTRACT

Energy poverty represents the lack of access to energy to meet basic needs for a dignified and healthy life, reflecting social and economic inequalities. Exacerbated by the energy crisis, the situation is concerning across Europe, particularly in Portugal, with one of the highest percentages of the population facing this condition.

This dissertation aims to characterize energy poverty in Portugal and identify the main factors influencing it, to support the formulation of effective policies. To do so, the consensus approach is used to measure energy poverty, considering the inability to heat housing and pay current expenses on time. To determine the regional drivers of energy poverty, the Tobit econometric model and panel data were used, considering variables such as income, energy prices, and other specific regional factors.

The results indicate that GDP per capita, electricity prices, pensioners due to disability and old age, population at risk of poverty or social exclusion, and the degree of urbanization appear to be explanatory factors for energy poverty. In terms of impact, prices, poverty risk, and urbanization exacerbate energy poverty, while income, education, and pensioners help to reduce it.

Energy poverty shows a decreasing trend nationally, with the Alentejo as the least affected region and the Autonomous Regions of the Azores and Madeira as the most impacted. In the mainland, the Northern Region stands out with the highest values.

Current policies seem effective in reducing energy poverty; however, it is crucial to consider energy policies tailored to regional specificities, focusing on economic development, energy price control, and social inclusion.

KEYWORDS: Energy Poverty, Drivers of Energy Poverty, Indicators, Tobit Model, Energy Policies.

ÍNDICE

Agradecimentos	ii
Resumo	iv
Abstract.....	vi
Índice de Figuras	x
Índice de Tabelas.....	xii
Índice de Equações	xiv
Lista de Abreviaturas	xvi
1. Introdução	1
1.1. Enquadramento.....	1
1.2. Objetivo e questão de investigação	3
1.3. Estrutura da Dissertação	3
2. Revisão de literatura.....	5
2.1. Conceito de Pobreza Energética.....	5
2.2. Abordagens na medição da Pobreza Energética	7
2.3. Indicadores de Pobreza Energética	8
2.4. Drivers de Pobreza Energética	10
2.5. Abordagens econométricas na Caracterização da Pobreza Energética.....	12
2.6. Síntese global dos drivers de pobreza energética	14
3. Metodologia	16
3.1. Medição da pobreza energética: abordagem e escolha de indicadores.....	16
3.2. Escolha de variáveis regionais de pobreza energética.....	19
3.3. Organização e caracterização do conjunto de dados	21
3.4. Estudo econométrico	22
3.4.1. Pressupostos teóricos.....	23
3.4.2. Modelo econométrico.....	25
4. Resultados (apresentação, análise e discussão).....	27
4.1. Análise descritiva preliminar.....	27
4.1.1. Tendência central, dispersão e correlação	27
4.1.2. Caracterização da Pobreza Energética em Portugal e respetivos drivers	31
4.2. Modelo Explicativo da Pobreza Energética.....	39
4.2.1. Consistência teórica.....	40
4.2.2. Teste de significância global.....	41

4.2.3.	Teste de autocorrelação.....	42
4.2.4.	Teste de heteroscedasticidade	42
4.2.5.	Teste de normalidade das perturbações.....	43
4.2.6.	Interpretação de resultados	44
4.3.	Síntese de Resultados e Implicações Políticas	47
5.	Conclusão	49
5.1.	Recomendação para Trabalhos Futuros	50
6.	Referências.....	52
Anexo A: Dados utilizados no cálculo do IPE e respetivo resultado.....		56
Anexo B: Modelo de regressão de dados agrupados (POLS)		57

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: <i>Indicadores do EU Energy Poverty Advisory Hub</i>	6
Figura 2: <i>Variação dos indicadores “Atrasos” e “Sem capacidade económica para pagar” de 2018 a 2022 (valores de % de população a nível nacional)</i>	17
Figura 3: <i>Variação dos indicadores “Problemas” e “Privação na habitação” de 2012 a 2020 (valores de % de população a nível nacional)</i>	18
Figura 4: <i>Representação gráfica da tabela de correlação</i>	29
Figura 5: <i>Evolução do Índice de pobreza energética em Portugal e regiões NUTS 2 de 2018 a 2022</i> .	31
Figura 6: <i>Representação do Índice de pobreza energética em Portugal e regiões NUTS 2 por período</i> ...	32
Figura 7: <i>Mapa de calor das regiões NUTS 2 de Portugal com diferentes níveis de pobreza energética</i> .	33
Figura 8: <i>Evolução do PIB por habitante, em cada região e ano</i>	34
Figura 9: <i>Evolução dos preços médios de eletricidade no setor doméstico em cada ano</i>	34
Figura 10: <i>Evolução da taxa de desemprego por região e ano</i>	35
Figura 11: <i>Evolução da população sem escolaridade em cada região e ano</i>	35
Figura 12: <i>Evolução da proporção da população com pensão por invalidez e velhice, como medida do tipo de ocupação da habitação</i>	36
Figura 13: <i>Evolução da proporção de população em risco de pobreza ou exclusão social</i>	36
Figura 14: <i>Evolução da taxa de sobrelotação da habitação</i>	37
Figura 15: <i>Evolução da proporção das mulheres por região e ano</i>	38
Figura 16: <i>Evolução da proporção de população a viver em área predominantemente urbana</i>	38
Figura 17: <i>Evolução da temperatura média anual do ar por região e ano</i>	38
Figura 18: <i>Histograma, com teste de normalidade das perturbações, via software Eviews</i>	43

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1: <i>Indicadores do EU Energy Poverty Advisory Hub</i>	9
Tabela 2: <i>Pilares e sub-pilares constituintes do GEVI</i>	11
Tabela 3: <i>Fatores e variáveis de pobreza energética com referências associadas</i>	15
Tabela 4: <i>População com “Atrasos” e “Sem capacidade económica para pagar”</i>	17
Tabela 5: <i>População com “Problemas” e “Privação na habitação”</i>	18
Tabela 6: <i>Listagem final de fatores e variáveis de pobreza energética considerados no estudo, respetiva sigla, classificação e fonte de dados utilizada</i>	20
Tabela 7: <i>Dados em painel, para cada região, ano e variável correspondente</i>	22
Tabela 8: <i>Resumo com estatísticas descritivas, obtidas via software Eviews</i>	27
Tabela 9: <i>Tabela de correlação entre as variáveis explicada e explicativa, obtida via software Eviews</i> ...	28
Tabela 10: <i>Estimação da equação de pobreza energética, através do modelo Tobit, via software Eviews</i>	39
Tabela 11: <i>Validação da consistência teórica</i>	40
Tabela 12: <i>Teste de significância global utilizando o Redundant Variables Test, via software Eviews</i> .	41
Tabela 13: <i>Teste de autocorrelação com base na estatística de Ljung-Box dos resíduos, via software Eviews</i>	42
Tabela 14: <i>Teste de heteroscedasticidade, via software Eviews</i>	42
Tabela 15: <i>LA, IP e IPE por região e ano, organizados em painel</i>	56
Tabela 16: <i>Estimação da equação de pobreza energética, através do modelo de regressão de dados agrupados (POLS), via software Eviews</i>	57

ÍNDICE DE EQUAÇÕES

Equação 2.1.....	10
Equação 3.1.....	19
Equação 3.2.....	23
Equação 3.3.....	23
Equação 3.4.....	23
Equação 3.5.....	23
Equação 3.6.....	24
Equação 3.7.....	24
Equação 3.8.....	24
Equação 3.9.....	24
Equação 3.10.....	24
Equação 3.11.....	24
Equação 3.12.....	25
Equação 3.13.....	25
Equação 3.14.....	26
Equação 3.15.....	26
Equação 4.1.....	44

LISTA DE ABREVIATURAS

AF	Agregados Familiares
AL	Algarve
AML	Área Metropolitana de Lisboa
AT	Alentejo
C	Centro
DES	Taxa de desemprego (%)
DGEG	Direção Geral de Energia e Geologia
ELPRE	Estratégia Nacional de Longo Prazo para o Combate à Pobreza Energética
EPOV	<i>Energy Poverty Observatory</i>
EPVI	Índice de Vulnerabilidade à Pobreza Energética
ESC	Proporção da população residente, entre 16 e 89 anos, sem escolaridade (%)
EU-EPAH	<i>Energy Poverty Advisory Hub</i>
EU-SILC	Estatísticas do Rendimento e das Condições de Vida da UE
GEVI	Índice Global de Vulnerabilidade Energética
HBS	<i>Household budget surveys</i>
IA	% de população com Incapacidade de manter a casa adequadamente aquecida
ICOR	Inquérito às condições de vida e rendimento
INE	Instituto Nacional de Estatística
IP	% de população sem capacidade económica para pagar atempadamente rendas ou prestações de crédito, despesas correntes ou créditos
IPE	Índice de Pobreza Energética
IVEM	Índice de Vulnerabilidade Energética Municipal
MEPI	Índice Multidimensional de Pobreza Energética
MUL	Proporção de mulheres entre a população residente (%)
NR	Norte
OCU	Tipo de ocupação da habitação, avaliado através da proporção de pensionistas por invalidez e velhice entre a população residente (%)
ODS	Objetivos de Desenvolvimento Sustentável
PE	Pobreza Energética
PES	Proporção da população residente em risco de pobreza ou exclusão social (%)
PIB	Produto Interno Bruto
PIBcap	Produto interno bruto por habitante em PPC a preços constantes (milhares de €/per capita)

PMP	Preços Médios Ponderados de Energia Elétrica no Setor Doméstico (cêntimos/kWh)
POLS	Modelo de regressão de dados agrupados (<i>Pooled Ordinary Least Squares</i>)
pp	Pontos percentuais
RAA	Região Autónoma dos Açores
RAM	Região Autónoma da Madeira
SCE	Sistema de Certificação Energética dos Edifícios
SOB	Taxa de sobrelotação da habitação (%)
TMA	Temperatura média anual do ar (°C)
UE	União Europeia
URB	Grau de urbanização, avaliado através da proporção de população a viver em área predominantemente urbana, obtido através da população residente com idade entre 16 e 89 anos (%)

1. INTRODUÇÃO

1.1. Enquadramento

No contexto atual de crescente preocupação com as alterações climáticas e a necessidade premente de melhoria da eficiência energética com o objetivo de reduzir a utilização de energia, a pobreza energética surge como um contraponto. Enquanto as políticas atuais se centram sobretudo na redução do consumo excessivo de energia e na mitigação dos impactos ambientais, a pobreza energética representa um lado menos discutido da crise energética global: o subconsumo, destacando-se como uma manifestação direta de desigualdade social e económica.

A Pobreza Energética (PE) é caracterizada pela falta de acesso a serviços energéticos, a um nível capaz de atender às necessidades básicas que garantam condições de vida dignas e saudáveis (como cozinhar, utilizar equipamentos, manter o conforto térmico, entre outros). É influenciada por diversos fatores, sendo eles sobretudo de natureza social, económica, climática e estrutural. Trata-se de um fenómeno complexo e multidimensional para o qual não existe uma definição consensual em todo o mundo nem uma medição padronizada, sobretudo, devido à diversidade de contextos socioeconómicos e climáticos (por exemplo, não é possível medir da mesma forma a Pobreza Energética na Europa ou África).

A nível europeu, é uma problemática que tem ganho relevância na última década à medida que existe uma crescente preocupação com as condições de vida da população, a pobreza e a garantia do acesso a energia. Além disso, continua, aos dias de hoje, a ser um grande desafio, desde logo pelo agravamento da situação nos últimos anos, provocado pela crise energética e subsequente aumento dos custos com energia, que levaram a uma instabilidade económica generalizada.

Nesse sentido, a mitigação da pobreza energética tem sido associada a uma série de iniciativas, sendo uma temática abordada pelos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), particularmente o ODS 1 - Erradicar a Pobreza e o ODS 7 - Energia Limpa e Acessível. Além disso, a União Europeia (UE) tem implementado um conjunto de medidas que pretendem dar resposta a este problema, nomeadamente o Pacto Ecológico Europeu, que tem como um dos seus principais objetivos o combate à Pobreza Energética, entre outras medidas mais ligadas à melhoria da eficiência energética e à descarbonização, como o *Fit for 55* e o *REPowerEU*, que contribuem para a promoção de uma transição mais limpa e justa na UE (Widuto, 2023). Adicionalmente, a UE criou, em 2021, o *Energy Poverty Advisory*

Hub (EU-EPAH), a plataforma central de monitorização da pobreza energética na Europa, que apoia as autoridades locais a medir a PE no seu território, além de funcionar como um repositório de informação dos diversos indicadores, em cada país e ano.

Apesar destas iniciativas, os dados na União Europeia são ainda alarmantes: em 2022, 9.3% da população da UE era incapaz de manter a sua habitação adequadamente aquecida. Sendo este um indicador frequentemente utilizado para estimar os níveis de Pobreza Energética, pode então considerar-se que, em termos gerais, existem, na União Europeia, cerca de 41 milhões de cidadãos nesta condição (Comissão Europeia, 2023a), um valor superior ao do ano anterior (6.9% em 2021), que indica um claro agravamento da situação em 2022, possivelmente explicado pela crise energética já referida.

Em Portugal, o panorama é ainda mais preocupante com 17.5% da população (em 2022) a ser incapaz de manter a habitação adequadamente aquecida, ocupando a quarta pior posição da UE neste indicador, segundo a plataforma de dados desenvolvida pelo EU-EPAH (2022). Os dados mais recentes, para 2023, provenientes do Instituto Nacional de Estatística, indicam um aumento de 3.3 pontos percentuais (pp), com 20.8% da população nessa situação (INE, 2024a). Este é um dado que reflete de forma inequívoca a situação vivida em Portugal, situando-se como um dos países com maior percentagem de população em situação de pobreza energética.

Para combater a pobreza energética em Portugal, o Governo elaborou a Estratégia Nacional de Longo Prazo para o Combate à Pobreza Energética 2023-2050 (ELPRE), aprovada a 8 de janeiro de 2024 (Diário da República, 2024). No documento estimou-se que em Portugal vivem em pobreza energética cerca de 1.8 a 3 milhões de pessoas, entre as quais 609 a 660 mil em situação de PE severa, correspondentes a um total de 17.3 a 28.9% da população portuguesa em PE com 5.9 a 6.3% da população em situação severa¹.

Apesar de na ELPRE ter sido possível estimar os níveis de pobreza energética em Portugal, não existe uma caracterização concreta sobre quais os principais drivers/indutores de PE a nível nacional e regional, não sendo por isso possível compreender o modo como a PE se manifesta nas várias regiões, com diferentes climas e contextos socioeconómicos associados, entre outras características únicas de cada região que podem influenciar os padrões de PE de maneiras específicas. Esta lacuna limita a criação de políticas e medidas eficazes de mitigação da pobreza energética, que devem ser direcionadas a cada contexto específico.

¹ Considerando uma população residente em Portugal de 10.394.297 habitantes em 2020 (INE, 2023b)

1.2. Objetivo e questão de investigação

O combate à pobreza energética é um dos grandes temas da atualidade. Contudo, a criação de políticas eficazes e direcionadas à população mais vulnerável exige a adoção de abordagens adaptadas a cada contexto, sendo necessário, para tal, um conhecimento aprofundado sobre esta problemática que ainda não existe atualmente.

Apesar dos documentos oficiais apresentarem uma estimativa da população que vive em pobreza energética em Portugal e de existir um entendimento acerca dos drivers de pobreza energética, de um modo geral, dentro da Europa, a falta de uma caracterização concreta dos principais drivers, tanto a nível nacional quanto regional, impede uma compreensão completa de como esse fenómeno se manifesta em diferentes regiões, algo que é particularmente relevante quando se consideram os variados contextos climáticos, socioeconómicos e culturais existentes.

Esta dissertação visa contribuir para preencher essa lacuna e tem como objetivo identificar os drivers (fatores explicativos) da pobreza energética em Portugal, com foco nas regiões NUTS 2. Tendo por base essa caracterização abrangente da Pobreza Energética, pretende-se avaliar a relação dos potenciais drivers, que são mais correntemente citados na literatura (com foco particular para a literatura que utilize como caso de estudo os países da União Europeia), com a evolução da pobreza energética em Portugal (e todas as suas regiões).

Como hipótese de investigação, procura-se validar a forte influência que variáveis como o rendimento e os preços de energia têm na pobreza energética a nível regional e nacional, além de se identificar outras variáveis mais específicas do contexto regional.

Deste modo, espera-se que este estudo possa contribuir para a formulação de políticas e estratégias direcionadas à redução eficaz da pobreza energética, tanto a nível regional, como de forma abrangente em todo o território nacional, no quadro dos objetivos de promoção da melhoria das condições de vida da população, inclusão energética, bem-estar social e desenvolvimento sustentável. Além disso, o estudo poderá ser replicado para outros países da UE, possibilitando uma melhor resposta a este fenómeno a nível europeu.

1.3. Estrutura da Dissertação

A dissertação está organizada em cinco capítulos, apresentando uma abordagem detalhada sobre a pobreza energética em Portugal e os seus drivers. A estrutura da dissertação é a seguinte:

- No Capítulo 1, introduz-se e enquadra-se a pobreza energética, destacando a sua relevância e complexidade e apresentam-se os objetivos da investigação;
- No Capítulo 2, da revisão da literatura, explora-se o conceito de pobreza energética e as diferentes abordagens para a sua medição, analisam-se os indicadores de pobreza energética e os principais drivers que contribuem para esse fenómeno e discutem-se as recentes abordagens econométricas utilizadas na caracterização da problemática;
- No Capítulo 3, detalha-se a metodologia adotada na pesquisa, incluindo a escolha de indicadores de pobreza energética e das variáveis que serão potenciais drivers do fenómeno, faz-se a organização dos dados em painel e a respetiva análise econométrica;
- No Capítulo 4, faz-se uma análise descritiva preliminar, onde se inclui uma caracterização da pobreza energética e respetivos drivers, a nível nacional e em cada região, apresenta-se o modelo explicativo da pobreza energética em Portugal, respetivos testes de validação, análise estatística das variáveis, significância e respetiva tendência de impacto. No final, são sintetizados os resultados obtidos fazendo-se uma análise das estratégias políticas;
- No Capítulo 5, destacam-se as principais conclusões para o entendimento da pobreza energética em Portugal e expõem-se as recomendações para trabalhos futuros de modo a preencher algumas das lacunas identificadas, ou eventual replicação do trabalho noutro país.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1. Conceito de Pobreza Energética

A Pobreza Energética, um fenómeno complexo e multidimensional, não tem uma definição consensual em todo o mundo, havendo, por vezes, variações dentro do mesmo país. No entanto, trata-se de um conceito que tem evoluído desde que foi classificado pela primeira vez por Boardman (1991) numa definição, na altura mais associada à pobreza de combustível, que referia tratar-se de uma situação na qual um agregado familiar gasta mais de 10% do seu orçamento em despesas com energia. Esta definição, ainda hoje usada como métrica da Pobreza Energética no Reino Unido, foi amplamente aceite ao longo de várias décadas até à compreensão do carácter multidimensional deste problema, despoletado pelos primeiros enquadramentos políticos e definições legais.

De acordo com as recentes contribuições, a Pobreza Energética ocorre, segundo a Comissão Europeia (2023b), quando o consumo de energia é reduzido a um nível que impacta negativamente a saúde e bem-estar, sendo causada, essencialmente, pelos altos custos com energia, baixos rendimentos e baixo desempenho energético dos edifícios e eletrodomésticos.

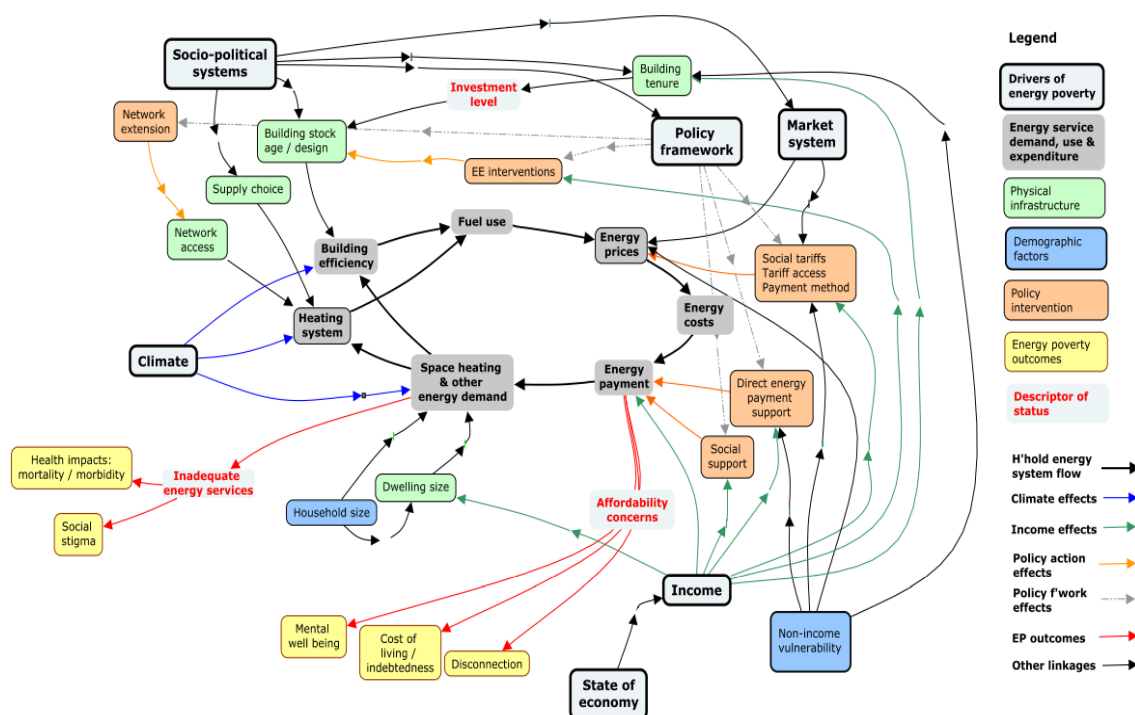
Além disso, em documentos oficiais da União Europeia como a Diretiva de Eficiência Energética, na sua versão revista, e o Regulamento do Fundo Social para o Clima, a pobreza energética surge associada à falta de acesso a serviços e produtos energéticos essenciais, capazes de proporcionar um padrão digno de vida e saúde, a vários níveis, como por exemplo o aquecimento e arrefecimento adequados, a existência de água quente, iluminação e a utilização de eletrodomésticos (Diretiva 2023/1791, 2023; Regulamento 2023/955, 2023).

Apesar das diferenças existentes em todo o mundo na compreensão da problemática, forma de medir e nas causas de pobreza energética, a definição dada em 2020 pela segunda edição da Enciclopédia Internacional de Geografia Humana, é muito semelhante à da Comissão Europeia, definindo a Pobreza energética como “uma situação na qual um agregado familiar não consegue atingir níveis adequados de utilização de energia, deixando-o incapaz de satisfazer as suas necessidades básicas” (Simcock, 2020).

Contudo, como referido, existem várias interpretações e diferentes formas de medição de pobreza energética, inclusive dentro da própria União Europeia. Divergências que podem resultar em abordagens distintas no tratamento da PE.

Associado à pobreza energética existe um outro conceito que aparece com alguma frequência quando se aborda a temática: o de vulnerabilidade energética. Segundo Hearn et al. (2022), a

Para compreender melhor a multidimensionalidade associada ao conceito de pobreza energética, Rademaekers et al. (2016) desenvolveu um mapa conceitual, representado na Figura 1, que permite compreender as diversas causas associadas à PE, respectivas consequências e relação entre cada uma dessas variáveis.



Fonte: Retirado de Rademaekers et al. (2016)

Na Figura 1 é possível observar a interconexão entre os vários fatores, entre eles os de saúde, socioeconómicos, políticos, climáticos e comportamentais que contribuem para a pobreza energética, fornecendo uma visão abrangente do problema.

2.2. Abordagens na medição da Pobreza Energética

Como referido anteriormente, a medição da pobreza energética é um desafio complexo que tem sido tratado através de diversas metodologias na literatura. Contudo, existem duas abordagens principais utilizadas para definir e medir a pobreza energética: a abordagem da despesa e a abordagem consensual (Bollino e Botti, 2018; Halkos e Gkampoura, 2021b, 2021a; Rademaekers et al., 2016).

A abordagem da despesa baseia-se na análise dos gastos de um agregado familiar com energia, em relação ao seu rendimento total. Nesta perspetiva, diferentes métricas são utilizadas, tais como a elevada percentagem que os custos com energia têm no orçamento familiar ou nos custos totais com a habitação ou, ainda, a insuficiência de gastos com energia (inferiores a um nível mínimo correspondente aos serviços energéticos básicos) (Halkos e Gkampoura, 2021a). A definição de um limiar para identificar a pobreza energética nesta abordagem tem sido objeto de debate, com propostas que, segundo Rademaekers et al. (2016) variam desde uma percentagem fixa do rendimento, por exemplo considerar o valor de 10% de rendimento sugerido por Boardman (1991), até padrões de rendimento mínimo. Apesar de ser um tipo de abordagem que simplifica a medição, uma vez que se baseia em dados fáceis de obter e que permite a comparação ao longo dos anos, tem a desvantagem de poder apresentar limitações na captação de todos os elementos relevantes da pobreza energética e na comparação entre diferentes contextos.

Por outro lado, a abordagem consensual adota uma perspetiva multidimensional, considerando diversos indicadores como a acessibilidade energética, o conforto térmico e a performance energética do edifício (Bollino e Botti, 2018). Os resultados desses indicadores são obtidos através de inquéritos, permitindo que os agregados familiares expressem as suas próprias perceções sobre as suas condições energéticas (Halkos e Gkampoura, 2021a). Atualmente, a nível europeu, uma grande parte dos indicadores associados a este tipo de abordagem são obtidos através das Estatísticas do Rendimento e das Condições de Vida da UE (EU-SILC), o que facilita e simplifica a análise. Além disso, trata-se de uma metodologia que permite captar a complexidade da pobreza energética, com a utilização de diversos indicadores, que podem ser analisados de forma individual ou combinada. Contudo, a subjetividade associada a este método, pode introduzir potenciais distorções nos resultados.

Além deste tipo de abordagens, González-Eguino (2015) propõe três metodologias distintas para avaliar o fenómeno, considerando: o limiar tecnológico, no qual se entende a pobreza energética como um problema de acesso aos serviços energéticos; o limiar físico, que considera pobre em energia as pessoas que se encontrem abaixo do consumo mínimo de energia necessário para atender às necessidades básicas; e o limiar económico, que considera pobre em energia quem gastar mais de uma determinada percentagem do seu rendimento (estes dois últimos associados à abordagem da despesa referida anteriormente).

Outras formas de medir pobreza energética incluem a construção de índices compostos que refletem a multidimensionalidade da questão, como o Índice Multidimensional de Pobreza Energética (MEPI), desenvolvido por Okushima (2017) no contexto japonês, ou outros dois índices desenvolvidos no contexto português: o Índice de Vulnerabilidade à Pobreza Energética (EPVI), desenvolvido por Gouveia et al. (2019) e o Índice de Vulnerabilidade Energética Municipal (IVEM), desenvolvido por Carvalho et al. (2023). O MEPI considera três variáveis principais: os gastos com energia, o rendimento e a eficiência energética. Por sua vez, o EPVI combina indicadores socioeconómicos da população com características do edifício e desempenho energético. Já o IVEM utiliza características do indivíduo, agregado familiar e região onde reside para calcular a propensão de cada município à pobreza energética. Este tipo de índices, EPVI e IVEM, são uma ferramenta importante que permite calcular a vulnerabilidade à pobreza energética, uma vez que determina quais os locais em que existem mais condições/maior probabilidade desse fenómeno. No entanto, ao contrário do MEPI, não permitem uma medição direta da pobreza energética em si, sendo por isso importante que sejam complementados por outras abordagens.

2.3. Indicadores de Pobreza Energética

Sendo a pobreza energética um conceito multidimensional, como já referido, e tendo em conta as múltiplas formas de medição que lhe estão associadas, torna-se evidente que não existe uma metodologia pré-definida e estabelecida que permita calcular num determinado país ou região o número de pessoas nessa condição. Por isso, é muito difícil fazer-se uma quantificação objetiva e concreta, no entanto, mesmo com essa condicionante, a Comissão Europeia estabeleceu, através da Diretiva 2019/904 (2019) e do Regulamento 2018/1999 (2018), que os Estados-Membros devem calcular o número de agregados familiares (AF) afetados pela pobreza energética.

Nesse sentido, em 2022, o EU-EPAH definiu e compilou 21 indicadores que podem ser utilizados para avaliar os níveis de pobreza energética, divididos entre primários (capazes de

representar diretamente a PE) e secundários (ajudam a caracterizar as circunstâncias que levam a uma situação de vulnerabilidade) (EU-EPAH et al., 2022). Estes indicadores, resumizam e contemplam tanto a abordagem da despesa como a abordagem consensual. Na Tabela 1 apresenta-se a lista dos indicadores e respetivas unidades.

Tabela 1: *Indicadores do EU Energy Poverty Advisory Hub*

	Nome do Indicador	Unidade
Primário	Atrasos nas contas de serviços de utilidade pública	População e AF (%)
	Baixo gasto energético absoluto (M/2)	AF (%)
	Elevada participação do gasto energético na receita (2M)	AF (%)
	Incapacidade de manter a casa adequadamente aquecida	População e AF (%)
	Preços de petróleo	€/kWh
	Preços da biomassa	€/kWh
	Preços do carvão	€/kWh
	Preços do aquecimento urbano	€/kWh
	População que vive em residência confortavelmente fresca durante o verão	População (%)
Secundário	População que vive em residência confortavelmente quente durante o inverno	População (%)
	Moradias em áreas povoadas	Residências (%)
	Habitações com etiqueta energética A	Residências (%)
	Despesas de energia por quintil de renda	População (%)
	População residente em habitações equipada com ar condicionado	População (%)
	População que vive em habitação equipada com aquecimento	População (%)
	Excesso de mortalidade/mortes no inverno	População (%)
	Preços da eletricidade doméstica	€/kWh
	Preços do gás natural doméstico	€/kWh
	Número de quartos por pessoa por situação de propriedade	Número de quartos
	Em risco de pobreza ou exclusão social (AROPE)	População (%)
	População que vive em moradia com presença de infiltração, humidade e paredes podres	População (%)

Fonte: Retirado de EU-EPAH et al. (2022)

Este trabalho desenvolvido pelo EU-EPAH surgiu na sequência de uma outra iniciativa, o EU Energy Poverty Observatory (EPOV), e utiliza e compila indicadores e dados do Eurostat e do *Household budget surveys* (HBS) de modo a uniformizar a medição da pobreza energética nos diferentes contextos (EU-EPAH et al., 2022).

No mesmo sentido mas para o contexto local, o EU-EPAH desenvolveu, ainda, um conjunto de 56 indicadores para apoiar as autoridades locais a medirem a pobreza energética no seu território, que agrupou em 6 grandes áreas: Clima (condições climáticas), Condições da habitação (eficiência energética, equipamentos), Mobilidade (acessibilidade, transportes públicos), Aspectos socioeconómicos (níveis de escolaridade, tipos de ocupação), Quadro

político e regulamentar (no âmbito da pobreza energética) e, por último, a Participação e sensibilização (do público-alvo, beneficiários e partes interessadas) (EU-EPAH, 2023).

Estes tipos de indicadores podem ser combinados para estimar de forma mais ampla a dimensão da pobreza energética num determinado país, o que permite apreender a sua complexidade multidimensional e avaliar os drivers indutores de pobreza energética. Nomeadamente, a literatura utiliza, correntemente, os seguintes para calcular o índice de pobreza energética (IPE): incapacidade de um agregado familiar manter a casa adequadamente aquecida; atrasos nas contas de serviços de utilidade pública; e existência de problemas como infiltrações, humidade e paredes podres na habitação. Este índice é tipicamente apresentado no formato da Equação 2.1 (Ben Cheikh et al., 2023; Bouzarovski e Tirado-Herrero, 2017b; Halkos e Gkampoura, 2021b; Primc e Slabe-Erker, 2020; Rodriguez-Alvarez et al., 2021), mas pode também assumir outros formatos e pesos, tal como sugerido por Thomson e Snell (2013), num estudo em que utilizou quatro cenários diferentes em que atribui pesos diferentes a cada indicador.

$$IPE = 0.5 * Incapacidade + 0.25 * Atrasos + 0.25 * Problemas \quad (2.1)$$

2.4. Drivers de Pobreza Energética

A Pobreza Energética está associada a diversos fatores, entre eles a perceção pessoal, os hábitos culturais, entre outros fatores subjetivos, sendo por isso muito difícil perceber quem se encontra nessa situação e os motivos que tornam os indivíduos vulneráveis.

Bouzarovski (2018) destacou a natureza privada (associada ao ambiente doméstico), temporal e espacialmente dinâmica (por variar ao longo do tempo e geograficamente) e culturalmente sensível (as expectativas dos serviços de energia são subjetivas). A importância geográfica foi também um dos resultados obtidos no trabalho de Thomson e Snell (2013), que, utilizando os três indicadores referidos anteriormente, concluíram que a localização e grau de urbanização dos agregados familiares estava correlacionada com a incapacidade de manter a casa adequadamente aquecida, observando-se uma maior prevalência de dificuldades em áreas rurais.

Halkos e Gkampoura (2021a) dividiram os principais drivers de pobreza energética em: características dos agregados familiares (rendimento familiar, localização, hábitos ineficientes, número de quartos, informação insuficiente), fatores socioeconómicos (sistemas económicos e políticos, sistema de mercado de energia, preços de energia e estado da economia) e, por fim, fatores ambientais (condições climáticas, alterações climáticas).

Bouzarovski et al. (2014), referindo-se à vulnerabilidade energética, referem também uma série de fatores: o acesso à energia de forma a responder às necessidades do indivíduo; a capacidade de adquirir energia (relacionada com o poder aquisitivo e os custos com energia); a flexibilidade, ou falta dela, que um indivíduo tem de mudar para uma forma de prestação de serviços adequada às suas necessidades; o grau de eficiência energética e comportamento térmico do edifício; a incompatibilidade entre as necessidades energéticas do indivíduo e os serviços energéticos disponíveis, por motivos sociais, culturais, económicos ou de saúde e, por último a falta de conhecimento sobre os apoios e programas existentes, e sobre as formas mais eficientes de utilização de energia.

Gatto e Busato (2020) definiram um índice global de vulnerabilidade energética (GEVI) para o qual consideraram 7 pilares e 12 sub-pilares, resumidos na Tabela 2, que demonstra a multidimensionalidade associada à Vulnerabilidade Energética e o amplo leque de variáveis que podem estar associadas. No estudo, os autores verificaram que o PIB (Produto Interno Bruto) não é um driver evidente de vulnerabilidade energética, contrariamente ao que outros autores mencionam para a PE, tal como poderá ser visto no Capítulo 2.5.

Tabela 2: *Pilares e sub-pilares constituintes do GEVI*

Pilar	Sub-pilar
Acesso à eletricidade	Acesso à eletricidade
	Tempo para obter eletricidade
Intensidade energética	Intensidade energética
	PIB por uso de energia
Importações de energia	
Consumo de energia renovável	Consumo de energia renovável
	Consumo de energia alternativa e nuclear
	Consumo de energia de combustíveis fósseis
Consumo de energia	Consumo de energia elétrica
	Uso de energia
Exportação de combustíveis	
Produção de energia renovável	

Fonte: Retirado de Gatto e Busato (2020)

No trabalho desenvolvido por Middlemiss e Gillard (2015), verificou-se a relação entre a vulnerabilidade energética do agregado familiar com outras seis dimensões: a qualidade estrutural dos edifícios, a propriedade da habitação (própria ou alugada), os custos com energia, a estabilidade económica da família, as relações sociais dentro e fora de casa e os problemas de saúde existentes.

Bollino e Botti (2018), numa abordagem utilizando os três indicadores presentes na Equação 2.1 e mais dois associados à eficiência energética (eficiência dos sistemas de aquecimento e

arrefecimento), além de terem concluído que os principais drivers de pobreza energética são o rendimento, o tipo de habitação e a localização das habitações (nomeadamente em zonas pouco povoadas), chegaram também à conclusão de que as mulheres e os migrantes são mais afetados pela pobreza energética. Bouzarovski e Tirado-Herrero (2017b), no seu trabalho, identificaram como principais impulsionadores da pobreza energética os baixos rendimentos, os preços elevados da energia, as habitações ineficientes, as necessidades energéticas desproporcionalmente elevadas, e a influência de questões relacionadas com a posse da habitação e o acesso infraestrutural a fontes de energia adequadas.

Apesar de todas estas abordagens, o debate académico tem sido consolidado ao longo da última década em relação aos três principais drivers de pobreza energética, sendo consensual que esta é sobretudo influenciada por: baixos rendimentos, preços de energia elevados e baixa eficiência energética (Boardman, 2010; Bouzarovski e Tirado-Herrero, 2017a; Stojilovska et al., 2022).

2.5. Abordagens econométricas na Caracterização da Pobreza Energética

A utilização de modelos econométricos para caracterizar a pobreza energética é uma abordagem recente, com a maioria da literatura consultada a evidenciar trabalhos publicados maioritariamente nos últimos três anos (2021, 2022 e 2023). Apesar de recente, é considerada uma técnica importante que permite o planeamento a longo prazo de políticas de mitigação, prevenção e erradicação da pobreza energética e possibilita a aplicação de estratégias de forma mais eficaz e direta (González Garibay et al., 2023; Halkos e Gkampoura, 2021b). Além disso, vem dar resposta a uma recomendação defendida por especialistas na área (van Hove et al., 2022), uma vez que permite identificar os drivers de Pobreza Energética e quantificar o seu impacto.

Utilizando a Equação 2.1 referida anteriormente, e respetivos indicadores, Ben Cheikh et al. (2023) conduziram um estudo com o objetivo de determinar os drivers macro de PE na Europa e a forma como estes variam ao longo do tempo. Através de uma abordagem inovadora, os autores utilizaram dados em painel dos anos 2006 a 2019, de 25 países, com três técnicas diferentes de tratamento de dados: primeiramente utilizaram um modelo de dados em painel de coeficientes não paramétricos e variáveis no tempo, para captar como as relações dinâmicas mudam ao longo do tempo, depois procederam à estimação de variáveis instrumentais com fatores comuns para considerar a dependência transversal entre países, e, finalmente, uma regressão de painel dinâmico com limiar para testar a presença de mudanças de regime nas condições de pobreza energética. Com estas três técnicas, os autores

conseguiram avaliar as mudanças ao longo do tempo e as variações específicas nas condições de pobreza energética.

Ben Cheikh et al. (2023) concluíram que o nível de rendimento, a sua distribuição (dada pelo índice de Gini) e o preço da energia têm o maior impacto na acessibilidade aos serviços energéticos, além de terem conseguido comprovar que a utilização eficiente de energia permite aliviar a pobreza energética. Os autores também concluíram que a transição energética, se associada à adoção de tecnologias com custos mais elevados, pode levar a uma intensificação da PE. Além disso, uma outra variável analisada no estudo foi a influência que a qualidade da governação pode ter para a pobreza energética, uma vez que a existência, por exemplo, de políticas energéticas eficazes ou de baixos níveis de corrupção, poderia melhorar e aumentar o acesso à eletricidade, algo fundamentando noutros estudos baseados no continente africano (Ahlborg et al., 2015; Kenny, 2013; Zhang et al., 2019). Contudo, Ben Cheikh et al. (2023) não conseguiram confirmar essa relação para o caso do continente europeu, justificando o resultado com a diferença entre a qualidade da governação entre ambos os continentes.

Noutro estudo, conduzido por Halkos e Gkampoura (2023), os autores verificaram, através da utilização de métodos de efeitos fixos e de efeitos aleatórios e também recorrendo ao Método dos Momentos Generalizados, que o PIB *per capita* e o aumento da utilização de energia final proveniente dos combustíveis fósseis no setor residencial têm uma relação inversa com a PE, e que as fontes de energia renovável e os biocombustíveis têm um impacto diferente dependendo do indicador analisado uma vez que mostram uma relação inversa com a incapacidade de manter a casa adequadamente aquecida e com a presença de fugas, humidade ou paredes podres nas habitações, mas podem ser considerados um fator de atraso no pagamento das contas de serviços de utilidade pública. Estes resultados, revelam que a transição energética pode levar a um aumento da pobreza energética, algo que deve ser analisado com maior detalhe e ao qual os decisores políticos deverão dar particular relevância.

Halkos e Gkampoura (2021b) concluíram, utilizando os mesmos três indicadores de pobreza energética já referidos e recorrendo à aplicação de Métodos de Efeitos Fixos e Aleatórios e também do Método de Mínimos Quadrados Generalizados, que os preços de energia e o PIB têm um grande peso para a PE, tendo verificado a existência de outros fatores como o desemprego ou a percentagem de cidadãos em risco de pobreza e exclusão social.

O rendimento surge, também, como o driver principal de pobreza energética no estudo de van Hove et al. (2022), no qual os autores sugerem a existência de dois tipos de drivers: os

universais, como o rendimento, a área útil da habitação e o tamanho do agregado familiar, e os contextuais, relacionados com as características locais, por exemplo a idade da casa. Esta perspetiva, obtida através da utilização de *gradient boosting*, uma técnica de *Machine Learning*, apresenta uma contribuição valiosa para estabelecer estratégias abrangentes de avaliação da PE a nível subnacional e regional. Apesar disso, no trabalho desenvolvido, os autores não conseguiram estabelecer uma relação entre a idade da casa e a pobreza energética. Além disso, com uma abordagem semelhante que recorreu também a *Machine Learning*, Abbas et al. (2022), num estudo para países em desenvolvimento, concluíram que os cinco fatores socioeconómicos mais determinantes da PE são: a riqueza acumulada de um agregado familiar, o tamanho e estatuto de propriedade de uma casa e o estado civil e local de residência da pessoa com maior rendimento da família.

Castañó-Rosa et al. (2019), num artigo de revisão, sugerem a consideração de indicadores múltiplos, divididos em 5 áreas: localização geográfica, rendimentos e despesas familiares, eficiência energética da habitação, conforto térmico e condições do agregado familiar. De modo a avaliar o maior número possível de fatores, os autores, referem, ainda, o agrupamento dessas 5 áreas em 3 fatores principais: “Localização geográfica (Infraestruturas, equipamentos, condições sociais, tipo de combustível, empresa fornecedora, preço da energia), Rendimento (despesas do agregado familiar, situação profissional, tipo de família, dimensão da família) e Qualidade da habitação (classificação energética, envolvente do edifício, sistemas, ventilação, estado de conservação, ano de construção, conforto térmico)”. Além disso, os autores destacam a importância de analisar cada um dos fatores de forma independente, de modo a evitar imprecisões de exclusão e inclusão.

2.6. Síntese global dos drivers de pobreza energética

Os estudos referidos ao longo dos subcapítulos anteriores fornecem uma base sólida para compreender os drivers da pobreza energética, contribuindo significativamente para a construção de um modelo econométrico robusto para a análise da pobreza energética em Portugal.

Para facilitar a compreensão e visualização dos diversos fatores que influenciam a pobreza energética em Portugal, conforme a literatura consultada, apresenta-se de seguida na Tabela 3 uma lista com um total de 24 variáveis, agrupadas em 8 fatores que sintetiza as principais variáveis associadas à pobreza energética e as respetivas fontes que as referem como drivers de pobreza energética, considerando não só a literatura científica consultada, como também as recomendações dadas pelo EU-EPAH a nível nacional e local.

Tabela 3: *Fatores e variáveis de pobreza energética com referências associadas*

Fatores	Variáveis	Referências
Rendimento	PIB per capita	Abbas et al. (2022); Ben Cheikh et al. (2023); Boardman (2010); Bollino e Botti (2018); Bouzarovski e Tirado-Herrero (2017a); Castaño-Rosa et al. (2019); Halkos e Gkampoura (2021a, 2021b, 2023); Stojilovska et al. (2022); van Hove et al. (2022)
	Distribuição/desigualdade do rendimento (índice de Gini)	Ben Cheikh et al. (2023)
	Riqueza acumulada	Abbas et al. (2022)
Eficiência Energética	Grau de eficiência energética e comportamento térmico do edifício	Ben Cheikh et al. (2023); Boardman (2010); Bollino e Botti (2018); Bouzarovski et al. (2014); Bouzarovski e Tirado-Herrero (2017a); Castaño-Rosa et al. (2019); EU-EPAH (2023); Halkos e Gkampoura (2021a); Middlemiss e Gillard (2015); Stojilovska et al. (2022)
Preços de energia	Preços de Energia Elétrica no Setor Doméstico	Ben Cheikh et al. (2023); Boardman (2010); Bollino e Botti (2018); Bouzarovski et al. (2014); Bouzarovski e Tirado-Herrero (2017a); Castaño-Rosa et al. (2019); Halkos e Gkampoura (2021a, 2021b); Middlemiss e Gillard (2015); Stojilovska et al. (2022)
Fatores socioeconómicos	Desemprego	Halkos e Gkampoura (2021b)
	Níveis de escolaridade	EU-EPAH (2023)
	Tipos de ocupação	EU-EPAH (2023)
	Cidadãos em risco de pobreza e exclusão social	Halkos e Gkampoura (2021b)
Qualidade institucional/ Quadro político e regulamentar (no âmbito da pobreza energética)		Ahlborg et al. (2015); EU-EPAH (2023); Halkos e Gkampoura (2021a); Kenny (2013); Zhang et al. (2019)
Características dos agregados familiares e da habitação	Área útil da habitação	Abbas et al. (2022); van Hove et al. (2022)
	Nível de ocupação da habitação	Halkos e Gkampoura (2021a)
	Tamanho do agregado familiar	van Hove et al. (2022)
	Idade da casa	Castaño-Rosa et al. (2019)
	Propriedade da habitação	Abbas et al. (2022); Bouzarovski e Tirado-Herrero (2017b); Middlemiss e Gillard (2015)
	% de mulheres e migrantes	Bollino e Botti (2018)
	Tipo de habitação	Bollino e Botti (2018)
	Localização geográfica	Abbas et al. (2022); Bollino e Botti (2018); Bouzarovski e Tirado-Herrero (2017a); Castaño-Rosa et al. (2019); Halkos e Gkampoura (2021a); Thomson e Snell (2013)
	Grau de urbanização	Bollino e Botti (2018); Bouzarovski (2018); Thomson e Snell (2013)
	Literacia energética	Bouzarovski et al. (2014); Halkos e Gkampoura (2021a)
	Participação e sensibilização	EU-EPAH (2023)
Clima	Temperaturas médias, mínimas e máximas	EU-EPAH (2023); Halkos e Gkampoura (2021a)
Mobilidade (acessibilidade, transportes públicos)		EU-EPAH (2023)

Fonte: Elaboração própria

A Tabela 3 resume as diferentes variáveis que podem influenciar a pobreza energética, oferecendo uma visão abrangente e integrada que facilita a identificação dos aspetos mais críticos para a formulação de políticas públicas mais direcionadas e eficazes e que servirá como ponto de partida para o desenvolvimento da presente dissertação.

3. METODOLOGIA

3.1. Medição da pobreza energética: abordagem e escolha de indicadores

De entre as diversas abordagens existentes para a medição da Pobreza Energética, referidas no Capítulo 2.2., neste trabalho optou-se pela abordagem consensual, uma vez que possibilita uma medição mais abrangente, capaz de captar todas as nuances da PE e que permite uma melhor comparação entre as diversas regiões em estudo.

Contudo, a escolha dos indicadores para o cálculo da pobreza energética em cada região revelou-se, desde logo, um grande desafio devido à falta de dados de base regional que possibilitasse a aplicação da Equação 2.1, amplamente aceite na literatura, sendo que se verificou o seguinte para cada um dos indicadores presentes na Equação 2.1:

- “Incapacidade de manter a casa adequadamente aquecida” – com o maior peso para o índice composto (0.5), existem dados de base regional para os anos 2018 a 2022, provenientes do Inquérito às condições de vida e rendimento (ICOR) (INE, 2024e);
- “Atrasos nas contas de serviços de utilidade pública” – com um peso de 0.25 para o cálculo do índice composto, apenas existem dados de base nacional, para Portugal. Contudo, existe um indicador que mede a população “Sem capacidade económica para pagar atempadamente rendas ou prestações de crédito, despesas correntes ou créditos”, o qual pode ser usado como alternativa. Apesar de não medir o pagamento de serviços essenciais de forma tão direta como o indicador sugerido na literatura, trata-se de um indicador comparável, uma vez que permite aferir sobre a situação financeira da população e a sua capacidade (ou falta dela) de cumprir com as obrigações financeiras regulares. Para este último indicador existem dados de base regional para os anos 2018 a 2022;
- “Problemas como infiltrações, humidade e paredes podres na habitação” – com um peso de 0.25 para o cálculo do índice composto, apenas existem dados de base nacional e não foi possível encontrar nenhum indicador com uma designação semelhante ou compatível. No entanto, existe um indicador de base regional que avalia a “Taxa de privação severa das condições da habitação” sendo que, segundo o INE (2024b), a privação severa das condições da habitação mede a “condição da população residente que vive num espaço de habitação sobrelotado e com, pelo menos, um dos seguintes problemas: a) inexistência de instalação de banho ou duche no interior do alojamento; b) inexistência de sanita com autoclismo, no interior do alojamento; c) **teto que deixa passar água, humidade nas paredes ou**

apodrecimento das janelas ou soalho; d) luz natural insuficiente num dia de sol.”.

Apesar do indicador em análise estar vertido nesta taxa através do item c, ela é muito mais restrita e contempla apenas população que vive num espaço sobrelotado e que tenha um dos “problemas” referidos (que pode ou não incluir o item c). Assim sendo, não pode ser comparável com o indicador referido.

De modo a testar a comparabilidade entre a população com “Atrasos nas contas de serviços de utilidade pública” e a “Sem capacidade económica para pagar atempadamente rendas ou prestações de crédito, despesas correntes ou créditos” apresenta-se na Tabela 4 os valores a nível nacional, de 2018 a 2022, de ambos os indicadores, em que o primeiro é referido apenas como “Atrasos”, com dados provenientes do Eurostat (2024a), e o segundo é referido como “Sem capacidade económica para pagar”, com dados provenientes do INE (2024e). Na Figura 2 é possível analisar visualmente estas diferenças.

Tabela 4: *População com “Atrasos” e “Sem capacidade económica para pagar”*

	2018	2019	2020	2021	2022
Atrasos (% da população)	4.5	4.3	3.5	5.3	4.7
Sem capacidade económica para pagar (% da população)	6.6	5.8	5.4	6.9	6.1

Fonte: Elaboração própria

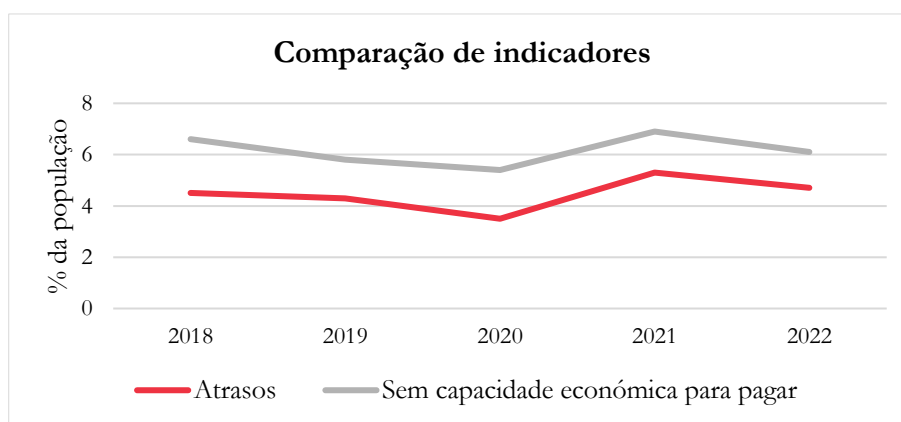


Figura 2: *Variação dos indicadores “Atrasos” e “Sem capacidade económica para pagar” de 2018 a 2022 (valores de % de população a nível nacional)*

Fonte: Elaboração própria

Na Figura 2 observa-se uma tendência semelhante entre ambos os indicadores ao longo dos anos. Apesar de existir uma diferença percentual média entre ambos de 1.7 pp, a semelhança nas flutuações sugere a existência de comparabilidade entre os indicadores sugeridos, sobretudo no que respeita ao objetivo deste trabalho (as flutuações são uma das principais componentes que permitirão aferir quais os drivers principais). Dessa forma, considerando a similaridade na tendência, propõe-se substituir o indicador "Atrasos" pelo indicador "Sem

capacidade económica para pagar" como uma medida mais abrangente e representativa das dificuldades financeiras enfrentadas pela população.

Do mesmo modo, para testar a viabilidade do indicador “taxa de privação das condições da habitação” em substituição do indicador “problemas como infiltrações, humidade e paredes podres na habitação”, fez-se a recolha dos dados existentes a nível nacional, de 2012 a 2020, através do Eurostat (2024b) para o primeiro indicador, referido como “Problemas”, e através do INE (2024h) para o segundo, referido como “Pivação na habitação”. Os dados encontram-se na Tabela 5 e na Figura 3 analisam-se visualmente estas diferenças.

Tabela 5: *População com “Problemas” e “Pivação na habitação”*

	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Problemas (% da população)	22.0	31.9	32.8	28.1	30.5	25.5	26.9	24.4	25.2
Pivação na habitação (% da população)	4.3	5.6	5.5	4.7	4.9	4.0	4.1	4.1	3.9

Fonte: Elaboração própria

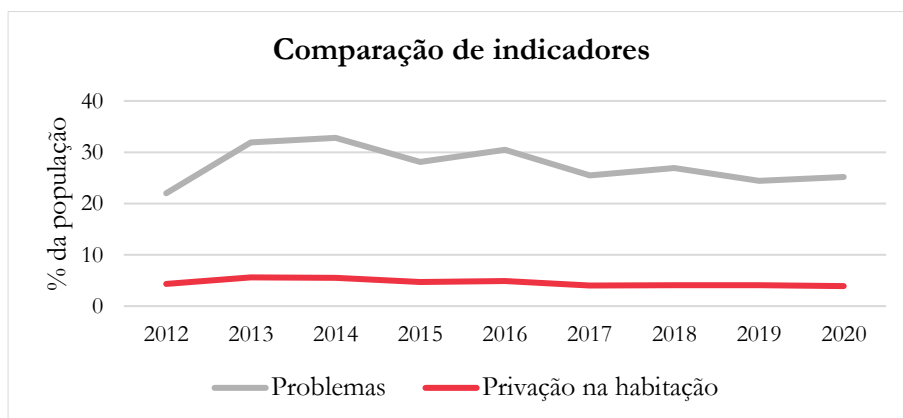


Figura 3: *Variação dos indicadores “Problemas” e “Pivação na habitação” de 2012 a 2020 (valores de % de população a nível nacional)*

Fonte: Elaboração própria

Através da Tabela 5 e Figura 3 é possível confirmar as grandes diferenças existentes entre os indicadores, sobretudo em termos unitários. No entanto, verifica-se que as tendências de aumento/diminuição em cada ano, face ao ano transato, são semelhantes, o que poderia levar à consideração de algum grau de comparabilidade entre ambos. Contudo, as variações não são idênticas em termos de magnitude e existe uma grande diferença entre o âmbito dos indicadores, o que invalida uma comparação direta entre eles.

Assim, tendo em conta a inexistência de dados de base regional para este último indicador, optou por se adaptar a Equação 2.1, ignorando a dimensão dos problemas na habitação e distribuindo a componente de 0.25 correspondente a esse indicador, às restantes variáveis. Assim, nesta dissertação, o IPE será calculado de acordo com a Equação 3.1:

$$IPE = 0.63 * IA + 0.37 * IP \quad (3.1)$$

Em que, IA representa a % de população com Incapacidade de manter a casa adequadamente aquecida e IP representa a % de população sem capacidade económica para pagar atempadamente rendas ou prestações de crédito, despesas correntes ou créditos. O IPE e variáveis associadas serão, assim, analisados para os anos 2018 a 2022, devido a serem os únicos anos com informação disponível para ambos os indicadores de pobreza energética.

3.2. Escolha de variáveis regionais de pobreza energética

Após a construção da Tabela 3 apresentada no subcapítulo 2.6 e respetivo levantamento de dados das diversas variáveis consideradas, a listagem foi refinada de modo a incluir apenas as variáveis com informação disponível a nível regional para todos os anos em análise (2018 a 2022), e a avaliar apenas a pobreza energética habitacional – tendo-se, assim, eliminado o fator da mobilidade que não fará parte do âmbito deste trabalho. Em termos de disponibilidade de dados de base regional, verificou-se que:

- Uma parte significativa das variáveis (sobretudo as relacionadas com as Características dos agregados familiares e da habitação) tinham dados disponíveis somente para os anos dos censos, que corresponderia a apenas 1 ano dentro do intervalo selecionado (2021);
- O preço da eletricidade, uma variável que, segundo a literatura, é um dos principais drivers de pobreza energética, não apresenta flutuações relacionadas diretamente com a região, sendo que a informação existente e disponibilizada pela DGEG (Direção Geral de Energia e Geologia) é referente a preços médios a nível nacional (DGEG, 2024). Contudo, tendo em conta o facto de se tratar de uma das variáveis mais relevantes para definir corretamente o modelo econométrico, optou-se por incluir a informação constante para todas as regiões, apenas considerando a variação anual;
- A utilização do grau de eficiência energética e comportamento térmico dos edifícios seria a forma mais adequada de avaliar a eficiência energética do parque edificado. Contudo, apesar do SCE (Sistema de Certificação Energética dos Edifícios) disponibilizar informação desagregada por ano e município (SCE, 2024), essa reflete apenas os certificados pedidos para aquele ano/mês, independentemente da idade do edifício ou eventual intervenção (o edifício já poderia corresponder a determinada classe energética nos anos anteriores). Ou seja, apesar de existir a desagregação pretendida, ela não representa o grau de eficiência energética do parque edificado

para cada ano, nem é permitido perceber a sua evolução anual real, pelo que se optou por excluir essa informação, sob pena de influenciar erradamente os resultados;

- Ainda relacionado com o fator da Eficiência Energética, considerou-se a possibilidade da utilização da variável “Intensidade energética da economia”, cujos dados estão disponíveis para as regiões em estudo. Contudo, devido à indisponibilidade de dados desta variável para os anos 2019 e 2021, foi necessário excluir o fator “Eficiência Energética” da análise;
- Outras variáveis para as quais não existe informação de base regional com desagregação anual incluem todas as que estão relacionadas com o fator da Qualidade institucional/Quadro político e regulamentar e com as variáveis Literacia Energética e Participação e Sensibilização, pelo que foram todas desconsideradas da análise. De qualquer forma, espera-se que esta lacuna no estudo não tenha um grande impacto na análise, de um modo geral, uma vez que todas elas foram apenas brevemente referidas na literatura consultada.

Assim, encontra-se na Tabela 6 a lista com as variáveis, e respetiva abreviatura, que serão utilizadas como base da análise econométrica, para cada fator e com a identificação da respetiva fonte de dados utilizada.

Tabela 6: *Listagem final de fatores e variáveis de pobreza energética considerados no estudo, respetiva sigla, classificação e fonte de dados utilizada*

Fator	Variável	Sigla	Fonte
Rendimento	Produto interno bruto por habitante em PPC a preços constantes de 2018 (milhares de €/per capita)	PIBcap	INE (2024d)
Preços de energia	Preços Médios Ponderados de Energia Elétrica no Setor Doméstico (cêntimos/kWh)	PMP	DGEG (2024)
Fatores socioeconómicos	Taxa de desemprego (%)	DES	INE (2024f)
	Proporção da população residente, entre 16 e 89 anos, sem escolaridade (%)	ESC	INE (2024g)
	Tipo de ocupação da habitação, avaliado através da proporção de pensionistas por invalidez e velhice entre a população residente (%)	OCU	INE (2023a)
	Proporção da população residente em risco de pobreza ou exclusão social (Europa 2030) (%)	PES	INE (2023c)
Características dos agregados familiares e da habitação	Taxa de sobrelotação da habitação (%)	SOB	INE (2024i)
	Proporção de mulheres entre a população residente (%)	MUL	INE (2023b)
	Grau de urbanização, avaliado através da proporção de população a viver em área predominantemente urbana, obtido através da população residente com idade entre 16 e 89 anos (%)	URB	INE (2024c)
Clima	Temperatura média anual do ar (°C)	TMA	Pordata (2024)

Fonte: Elaboração própria

Relativamente à Tabela 6, importa destacar que os dados utilizados no PIB *per capita* estão corrigidos de diferenciais de poder de compra em termos reais a preços de 2018 e que a temperatura média anual foi obtida através de Pordata (2024), com dados do Instituto Português do Mar e da Atmosfera, em que, por simplificação, para obter os valores para as 7 regiões em análise e para o país, fizeram-se os seguintes ajustes:

- Norte (NR): média aritmética entre as estações meteorológicas de Viana do Castelo, Bragança e Porto;
- Centro (C): considerado o valor da estação meteorológica de Castelo Branco;
- Área Metropolitana de Lisboa (AML): considerado o valor da estação meteorológica de Lisboa;
- Alentejo (AT): considerado o valor da estação meteorológica de Beja;
- Algarve (AL): considerado o valor da estação meteorológica de Faro;
- Região Autónoma dos Açores (RAA): considerado o valor da estação meteorológica de Angra do Heroísmo;
- Região Autónoma da Madeira (RAM): considerado o valor da estação meteorológica do Funchal.

3.3. Organização e caracterização do conjunto de dados

Após a finalização da listagem de variáveis, respetiva recolha de dados e cálculos necessários, os dados finais utilizados na análise económica foram devidamente organizados em painel (Tabela 7), para as 7 unidades territoriais em análise (7 regiões NUTS 2) ao longo de uma dimensão temporal de 5 anos (2018 a 2022). Os diferentes valores calculados para o IPE foram obtidos através da Equação 3.1, referida anteriormente, recorrendo a dados do ICOR (2018-2022) e tendo em conta os dados presentes no Anexo A.

A organização dos dados em painel é uma abordagem essencial no estudo económico, uma vez que permite a análise de diversas entidades ao longo de vários períodos, possibilitando a perceção de mudanças de regime e a compreensão da forma como as relações entre a pobreza energética e os seus principais impulsionadores variam no território e ao longo do tempo. Além disso, é uma opção que permite fazer face ao défice de informação, conjugando a dimensão regional e temporal.

Os painéis utilizados são do tipo: equilibrados, uma vez que não existem dados em falta, curtos, devido ao número de entidades ($N=7$) ser grande em relação ao número de períodos ($T=5$) e fixos, dado que se observam as mesmas entidades ao longo do período de análise.

Tabela 7: *Dados em painel, para cada região, ano e variável correspondente*

<i>Região</i>	<i>Ano</i>	IPE (%)	PIBcap (mil €/hab)	PMP (cênt./ kWh)	DES (%)	ESC (%)	OCU (%)	PES (%)	SOB (%)	MUL (%)	URB (%)	TMA (°C)
NR	2018	18.1	20.2	22.7	7.5	6.72	21.7	23.0	9.2	52.5	75.6	14.4
NR	2019	17.0	20.6	21.7	6.8	6.19	21.6	22.3	8.3	52.4	75.8	14.5
NR	2020	15.1	19.2	21.3	7.0	5.65	21.9	21.8	8.9	52.4	75.8	14.9
NR	2021	14.1	20.3	21.3	6.7	4.94	22.0	25.8	11.3	52.3	73.9	14.4
NR	2022	16.9	21.5	22.1	6.0	4.34	22.0	23.9	9.0	52.1	74.2	15.3
C	2018	13.4	20.5	22.7	6.0	8.30	24.5	22.8	4.8	52.6	50.9	16.2
C	2019	12.9	21.0	21.7	5.2	7.53	24.3	20.5	5.4	52.5	51.4	16.6
C	2020	10.7	19.6	21.3	5.8	6.83	24.3	20.3	4.8	52.4	50.8	16.9
C	2021	10.6	20.5	21.3	5.8	6.07	24.1	22.6	6.9	52.2	48.9	16.4
C	2022	10.5	21.5	22.1	5.2	5.40	24.1	18.7	5.9	52.1	50.3	17.4
AML	2018	12.9	30.8	22.7	7.5	3.48	20.0	16.5	12.9	53.1	95.8	17.8
AML	2019	11.9	31.5	21.7	7.1	3.65	19.8	17.5	12.9	53.0	96.1	18.1
AML	2020	11.0	28.3	21.3	7.7	2.64	19.8	14.7	11.6	52.9	96.4	18.0
AML	2021	12.0	29.7	21.3	6.9	2.46	19.7	17.2	13.0	52.9	96.2	17.8
AML	2022	11.8	32.6	22.1	7.3	2.02	19.5	14.5	11.9	52.8	96.4	18.5
AT	2018	7.6	21.9	22.7	7.4	9.57	27.3	21.1	7.6	51.8	54.1	16.5
AT	2019	8.8	22.0	21.7	7.0	9.35	27.0	21.6	7.8	51.7	54.3	17.0
AT	2020	10.2	20.1	21.3	5.9	8.40	26.7	19.5	6.8	51.6	54.7	17.4
AT	2021	9.9	21.8	21.3	6.7	7.38	26.3	20.3	7.1	51.5	54.9	17.1
AT	2022	7.9	23.2	22.1	4.9	6.55	26.0	18.1	7.5	51.3	54.8	18.1
AL	2018	12.2	26.3	22.7	6.5	6.49	18.9	23.2	16.5	51.8	67.5	17.8
AL	2019	13.8	27.1	21.7	7.2	5.21	18.7	22.7	17.8	51.7	66.6	18.2
AL	2020	16.3	22.1	21.3	8.4	4.96	18.7	23.5	16.2	51.5	67.0	18.8
AL	2021	15.0	24.3	21.3	8.5	4.58	18.8	25.4	13.7	51.4	64.2	18.5
AL	2022	11.3	28.6	22.1	6.0	4.08	18.9	25.7	13.3	51.3	63.4	19.0
RAA	2018	19.3	20.9	22.7	8.7	7.87	15.3	36.5	17.5	51.2	48.5	18.0
RAA	2019	20.5	21.5	21.7	8.0	6.94	15.0	36.7	15.7	51.1	48.9	17.7
RAA	2020	19.8	19.5	21.3	6.2	5.89	15.2	33.3	14.0	51.1	48.9	17.6
RAA	2021	19.7	20.9	21.3	7.3	5.35	15.3	27.5	11.2	51.2	45.2	18.1
RAA	2022	18.2	22.5	22.1	6.0	4.75	15.4	30.3	13.5	51.1	44.7	17.6
RAM	2018	19.2	23.1	22.7	9.3	7.25	20.4	31.9	9.0	53.2	83.5	20.0
RAM	2019	16.7	23.4	21.7	7.4	7.56	20.0	32.0	8.8	53.1	83.2	20.6
RAM	2020	22.1	19.8	21.3	8.4	5.82	20.1	32.8	8.5	53.1	84.4	20.8
RAM	2021	22.0	22.0	21.3	8.0	4.52	20.0	29.2	10.4	53.1	82.0	20.6
RAM	2022	17.4	25.3	22.1	7.0	3.63	20.1	30.2	13.0	53.0	80.2	20.6

Fonte: Elaboração própria

3.4. Estudo econométrico

Uma vez que o objetivo desta dissertação é identificar os fatores explicativos da pobreza energética em Portugal, com foco nas regiões NUTS 2, optou-se por utilizar metodologias econométricas para aprofundar a temática e confirmar a existência de relações de causalidade relevantes para explicar o fenómeno.

As metodologias econométricas são, como referido no Capítulo 2.5, uma técnica aplicada muito recentemente ao tema da pobreza energética, que permite identificar os seus drivers, podendo dar também um contributo relevante para a definição de políticas de resposta a esta problemática.

Neste âmbito, será realizada uma descrição do modelo econométrico, atendendo à natureza das variáveis e dados disponíveis, e serão definidas as técnicas de estimação e análise estatística apropriadas para retirar conclusões fiáveis face aos pressupostos teóricos que se pretendem avaliar.

3.4.1. Pressupostos teóricos

Na formulação da teoria explicativa adotada nesta dissertação, recorreu-se fundamentalmente às ilações retiradas na revisão de literatura, sempre que possível para identificar o nível de influência de determinadas variáveis na pobreza energética, ou pelo menos para determinar o comportamento esperado dessas variáveis, quando a literatura apenas menciona a sua influência (por exemplo os indicadores sugeridos pelo EU-EPAH). Quanto à proporcionalidade das relações analisadas, não foi possível obter uma conclusão clara na literatura. Com base nessa análise admite-se que a pobreza energética é função dos fatores seguidamente explicitados:

$$IPE = f(PIB, PMP, DES, ESC, OCU, PES, SOB, MUL, URB, TMA) \quad (3.2)$$

É expectável que as relações de influência dos fatores determinantes da pobreza energética observem os seguintes sentidos de impacto marginal:

- quando o rendimento, representado pelo Produto Interno Bruto por habitante (PIBcap), aumenta, a pobreza energética (IPE) diminui (conforme literatura):

$$\frac{\partial IPE}{\partial PIBcap} < 0 \quad (3.3)$$

- quando os preços de eletricidade (PMP) diminuem, o IPE diminui (conforme literatura):

$$\frac{\partial IPE}{\partial PMP} > 0 \quad (3.4)$$

- quando o desemprego (DES) desce, o IPE diminui (conforme literatura):

$$\frac{\partial IPE}{\partial DES} > 0 \quad (3.5)$$

- quando a população sem escolaridade (ESC) diminui, o IPE diminui (não referido diretamente na literatura, o EU-EPAH utiliza a variável como indicador de pobreza energética):

$$\frac{\partial IPE}{\partial ESC} > 0 \quad (3.6)$$

- considerando o tipo de ocupação da habitação (OCU), nomeadamente contabilizando a população que tipicamente passa mais tempo em casa, como a população com invalidez ou idosos, quando a proporção dessas pessoas aumenta, seria de esperar um aumento do IPE (tal como anteriormente, trata-se de uma teoria não referida diretamente na literatura, proveniente dos indicadores do EU-EPAH):

$$\frac{\partial IPE}{\partial OCU} > 0 \quad (3.7)$$

- quando a população em risco de pobreza ou exclusão social (PES) diminui, o IPE diminui (conforme literatura):

$$\frac{\partial IPE}{\partial PES} > 0 \quad (3.8)$$

- quando a taxa de sobrelotação da habitação (SOB) é mais alta, o IPE aumenta (teoria não referida diretamente na literatura, mas considerado como um motor de pobreza energética):

$$\frac{\partial IPE}{\partial SOB} > 0 \quad (3.9)$$

- quando a proporção de mulheres (MUL) é mais alta, o IPE é mais alto (conforme literatura):

$$\frac{\partial IPE}{\partial MUL} > 0 \quad (3.10)$$

- zonas com maior grau de urbanização (URB), têm IPE mais baixos (conforme literatura):

$$\frac{\partial IPE}{\partial URB} < 0 \quad (3.11)$$

- zonas com temperaturas médias anuais (TMA) mais baixas, poderão ter um IPE mais alto (não referido diretamente na literatura, trata-se de um indicador proveniente do EU-EPAH – além disso, é difícil estabelecer uma teoria explicativa neste caso em

particular, mas escolheu-se esta opção devido a ter-se utilizado a incapacidade de manter a casa adequadamente aquecida como uma das medidas da PE):

$$\frac{\partial IPE}{\partial TMA} < 0 \quad (3.12)$$

Como verificado pelas Equações 3.3 a 3.12, existe uma série de relações esperadas entre os fatores determinantes da pobreza energética e o IPE. Este tipo de análise, embora não decisiva, desempenha um papel crucial na calibração da equação econométrica.

Enquanto alguns pressupostos são fortemente suportados pela literatura, como a relação do IPE entre PIB *per capita* (PIBcap) ou os preços de eletricidade (PMP), outros são menos diretamente referidos. Estes últimos baseiam-se apenas em indicadores desenvolvidos pelo EU-EPAH e em suposições das relações esperadas nesses casos, como os fatores ESC, OCU, SOB e TMA, pelo que é importante considerar que estes pressupostos podem diferir dos resultados estatísticos presentes no Capítulo 4.

3.4.2. Modelo econométrico

O Índice de Pobreza Energética (IPE) é a variável dependente do modelo econométrico adotado, a qual é determinada pelo conjunto de variáveis explicativas explicitadas na Equação 3.2. Trata-se de uma variável quantitativa truncada, com valores que variam entre 0 e 100, refletindo simultaneamente a incapacidade de aquecer a habitação e a incapacidade de pagar atempadamente pelo uso de serviços essenciais, tal como o pagamento da habitação.

Atendendo a que a pobreza energética é uma variável quantitativa truncada, foi adotado um modelo Tobit, que é mais apropriado para este tipo de variáveis (IHS Markit, 2020). Previamente à estimação do modelo Tobit, procedeu-se a um estudo preliminar de estimação de um modelo de regressão de dados agrupados (POLS), cujos resultados constam do Anexo B.

Os modelos de regressão clássica envolvem variáveis dependentes observáveis, contínuas e sem restrição de escala. Pelo contrário, o modelo em análise abrange uma variável dependente latente, não observável, correspondente a um fator de risco de pobreza energética (Y^*), cuja operacionalização envolveu a construção de um índice de pobreza energética (IPE), definido no domínio 0 a 100. A abordagem pelo modelo Tobit truncado inclui IPE como manifestação observável de Y^* , de acordo com a seguinte especificação:

$$Y_{it}^* = X_{it}'\beta + \sigma\epsilon_{it} \quad (3.13)$$

com $IPE_{it} = Y_{it}^*$ apenas observado se:

$$0 \leq Y_{it}^* \leq 100 \quad (3.14)$$

Em que:

X_{it} representa o vetor de variáveis explicativas [1, PIBcap_{it}, PMP_{it}, DES_{it}, ESC_{it}, OCU_{it}, PES_{it}, SOB_{it}, MUL_{it}, URB_{it} e TMA_{it}];

β é um vetor de coeficientes de regressão;

σ é um parâmetro de escala;

ϵ_{it} é um termo de perturbação aleatório normalmente distribuído.

Atendendo a que a amostra envolve uma dimensão transversal (regiões NUTS 2) e uma dimensão temporal, trata-se efetivamente de um modelo Tobit longitudinal cuja estimação foi feita com recurso à versão 13 do *software EVIEWS*, aplicado à seguinte equação de regressão:

$$\begin{aligned} IPE_{it} = & \alpha + \beta_1 PIB_{it} + \beta_2 PMP_{it} + \beta_3 DES_{it} + \beta_4 ESC_{it} + \beta_5 OCU_{it} \\ & + \beta_6 PES_{it} + \beta_7 SOB_{it} + \beta_8 MUL_{it} + \beta_9 URB_{it} \\ & + \beta_{10} TMA_{it} + \sigma \epsilon_{it} \quad \forall i = 1, \dots, 7 \quad \forall t = 2018, \dots, 2022 \end{aligned} \quad (3.15)$$

Em que:

i é o índice representativo das unidades de observação seccionais (região 1 ao 7);

t é o índice representativo do período temporal de observação (2018-2022);

a é um termo constante geral;

β_{it} representa os coeficientes de regressão das variáveis das variáveis explicativas.

4. RESULTADOS (APRESENTAÇÃO, ANÁLISE E DISCUSSÃO)

Neste capítulo apresentam-se os resultados obtidos, respetiva análise e discussão, em três subcapítulos principais. Primeiro fez-se a análise descritiva dos dados utilizados, com análise da tendência central, dispersão e correlação e com uma caracterização da pobreza energética, e respetivos drivers, analisando-se a sua evolução por região e ao longo do período estudado (2018-2022). Em segundo lugar estimou-se o modelo econométrico, efetuaram-se os testes de validação do modelo e fez-se uma interpretação dos resultados verificando-se quais os principais drivers a nível regional, respetiva tendência, e fazendo-se uma breve comparação com a literatura. No final, apresentou-se uma pequena síntese dos principais resultados.

4.1. Análise descritiva preliminar

4.1.1. Tendência central, dispersão e correlação

De modo a conhecer as características das variáveis utilizadas fez-se uma análise preliminar dos dados recorrendo a um conjunto de estatísticas descritivas, como a média, a mediana e o desvio padrão. Os resultados obtidos, via *Eviews*, encontram-se na Tabela 8.

Tabela 8: *Resumo com estatísticas descritivas, obtidas via software Eviews*

	Média	Mediana	Máximo	Mínimo	Desv. Pad.	Assimetria	Curtose
IPE	14.5	13.8	22.1	7.6	4.1	0.2	1.9
PIBcap	23.3	21.9	35.5	19.2	3.7	1.1	3.4
PMP	21.8	21.7	22.7	21.3	0.5	0.6	1.9
DES	6.95	7.00	9.30	4.90	1.1	0.1	2.5
ESC	5.78	5.82	9.57	2.02	1.9	0.0	2.4
OCU	21.0	20.1	27.3	15.0	3.5	0.1	2.3
PES	24.1	22.8	36.7	14.5	6.0	0.5	2.4
SOB	10.6	10.4	17.8	4.8	3.7	0.2	2.1
MUL	52.1	52.2	53.2	51.1	0.7	0.0	1.6
URB	67.4	66.6	96.4	44.7	17.1	0.4	1.8
TMA	17.6	17.8	20.8	14.4	1.7	-0.1	2.8

Fonte: Elaboração própria

Analisando-se as medidas de tendência central presentes na Tabela 8, verificam-se apenas ligeiros desvios na maioria das variáveis, sugerindo que não existem valores atípicos a influenciar as médias. Destacam-se, no entanto, as variáveis PES, PIBcap e o próprio IPE, com diferenças entre a média e mediana a rondar os 5-7%.

Por outro lado, no que toca ao desvio-padrão, os dados apresentam uma variação considerável e que demonstra alguma dispersão, com exceção das variáveis PMP e MUL, ambas com elevada consistência.

Relativamente à assimetria, a maior parte das variáveis tem um valor muito próximo de 0, o que indica uma distribuição equilibrada, que não rejeita a hipótese de normalidade, destacando-se as variáveis ESC e MUL com elevada simetria. Por outro lado, as variáveis PIBcap, PMP, PES e URB apresentam uma ligeira assimetria, com a maioria dos valores a estarem concentrados à esquerda da média, sendo que o PIBcap, com uma assimetria superior a 1, pode ser considerado uma variável assimétrica (um comportamento esperado para o PIB).

No que toca à curtose, uma medida do achatamento da distribuição dos dados, a única variável com uma curtose superior a 3 é o PIBcap, indicando uma possível existência de valores atípicos, tal como observado na análise das medidas de tendência central.

Além da análise descritiva das variáveis, preparou-se uma tabela de correlação para as variáveis em estudo, que ajuda a compreender a estrutura e as relações existentes. Na Tabela 9 encontra-se a tabela de correlação, obtida via *Eviews*.

Tabela 9: Tabela de correlação entre as variáveis explicada e explicativa, obtida via software *Eviews*

	IPE	PIBcap	PMP	DES	ESC	OCU	PES	SOB	MUL	URB	TMA
IPE	1	-0.30	-0.05	0.53	-0.12	-0.70	0.79	0.35	0.06	0.09	0.28
PIBcap	-0.30	1	0.19	0.13	-0.66	-0.23	-0.44	0.44	0.31	0.64	0.34
PMP	-0.05	0.19	1	0.04	0.20	0.02	0.04	0.07	0.06	0.00	-0.05
DES	0.53	0.13	0.04	1	-0.08	-0.45	0.41	0.46	0.20	0.41	0.40
ESC	-0.12	-0.66	0.20	-0.08	1	0.46	0.26	-0.43	-0.31	-0.63	-0.21
OCU	-0.70	-0.23	0.02	-0.45	0.46	1	-0.56	-0.80	0.18	-0.12	-0.34
PES	0.79	-0.44	0.04	0.41	0.26	-0.56	1	0.33	-0.25	-0.28	0.35
SOB	0.35	0.44	0.07	0.46	-0.43	-0.80	0.33	1	-0.29	0.18	0.29
MUL	0.06	0.31	0.06	0.20	-0.31	0.18	-0.25	-0.29	1	0.78	0.19
URB	0.09	0.64	0.00	0.41	-0.63	-0.12	-0.28	0.18	0.78	1	0.25
TMA	0.28	0.34	-0.05	0.40	-0.21	-0.34	0.35	0.29	0.19	0.25	1

Fonte: Elaboração própria

De modo a visualizar melhor as relações entre cada uma das variáveis, construiu-se a Figura 4 com uma representação gráfica das correlações, em que se colocaram com tons avermelhados as associações negativas e com tons cinza as positivas, os tamanhos e cores atribuídos às circunferências são tanto maiores e mais carregadas quanto mais forte a correlação. Além disso, as correlações inferiores a 0.10, entre variáveis não relacionadas, foram representadas com um X.

A análise da Tabela 9 e da Figura 4 deve ser feita em duas fases distintas: primeiramente, importa observar a correlação da variável IPE com as restantes e, depois a correlação existente entre as diversas variáveis explicativas, com análise de eventual multicolinearidade.

IPE	-0.30	X	0.53	-0.12	-0.70	0.79	0.35	X	X	0.28
 PIB _{cap}		0.19	0.13	-0.66	-0.23	-0.44	0.44	0.31	0.64	0.34
X		PMP	X	0.20	X	X	X	X	X	X
		X	DES	X	-0.45	0.41	0.46	0.20	0.41	0.40
			X	ESC	0.46	0.26	-0.43	-0.31	-0.63	-0.21
		X			OCU	-0.56	-0.80	0.18	-0.12	-0.34
		X				PES	0.33	-0.25	-0.28	0.35
		X					SOB	-0.29	0.18	0.29
X		X						MUL	0.78	0.19
X		X							URB	0.25
		X								TMA

Figura 4: Representação gráfica da tabela de correlação

Nota: Os tons vermelhos representam as associações negativas e os tons cinzentos as positivas, os tamanhos e cores atribuídos às circunferências são tanto maiores e mais carregadas quanto mais forte a correlação. As correlações inferiores a 0.10 foram representadas com um X.

Fonte: Elaboração própria

Começando pela análise da correlação da variável IPE com as restantes, as que mais se destacam são a PES, com correlação positiva forte, e a OCU, com uma correlação negativa forte. Segundo este resultado, as zonas com maior proporção de população em risco de pobreza e exclusão social (PES), também deverão apresentar níveis elevados de pobreza energética. Por outro lado, o resultado na variável OCU, que reflete o número de pensionistas por velhice ou invalidez, como medida da ocupação da habitação, sugere que as áreas com população que tende a passar mais tempo em casa, deverão estar menos sujeitas à pobreza energética, um resultado diferente do esperado.

Além disso, a taxa de desemprego (DES) tem uma correlação positiva moderada com a pobreza energética, indicando que taxas de desemprego mais altas tendem a ter níveis mais elevados de pobreza energética, possivelmente devido à redução da capacidade das famílias

pagarem por serviços energéticos adequados. De notar, ainda, que as variáveis PMP, MUL e URB parecem, através desta análise, não estar relacionadas com a pobreza energética.

Passando para a análise da correlação entre as diversas variáveis explicativas, observa-se que:

- o PIB *per capita* (PIBcap) tem uma correlação negativa moderadamente forte com a baixa escolaridade (ESC) e verifica-se uma relação positiva moderadamente forte com o grau de urbanização (URB), indicando um possível efeito de multicolinearidade, que poderá afetar o modelo. Estes resultados indicam que o crescimento económico poderá estar associado ao aumento dos níveis de escolaridade e às áreas mais urbanizadas;
- os preços da eletricidade (PMP) têm níveis de correlação muito baixos com todas as outras variáveis;
- a população sem escolaridade (ESC) apresenta níveis de correlação moderadamente forte com o PIBcap, como já referido, e uma correlação negativa moderadamente forte com o grau de urbanização (URB), sugerindo que áreas menos urbanizadas tendem a ter maior proporção de população sem escolaridade;
- o tipo de ocupação da habitação (OCU), avaliado através da proporção de pensionistas por invalidez e velhice, tem uma correlação negativa forte com a sobrelotação da habitação (SOB), podendo existir uma possível situação de multicolinearidade, e indicando que regiões com mais pensionistas, terão menor sobrelotação da habitação. Destaca-se, ainda, a correlação negativa moderada com a PES;
- a proporção de mulheres (MUL) tem uma correlação positiva forte com o grau de urbanização (URB), havendo, também, risco de efeitos de multicolinearidade. Este resultado indica que as áreas mais urbanizadas têm uma maior proporção de mulheres;
- a taxa de desemprego (DES), a população em risco de pobreza ou de exclusão social (PES), a taxa de sobrelotação da habitação (SOB) e a temperatura (TMA) apresentam níveis de correlação moderados com a maioria das variáveis, com exceção apenas da relação entre SOB e OCU, já referida. O Grau de urbanização (URB), apresenta níveis de correlação moderadamente forte ou forte com 3 variáveis, como já destacado.

Estas correlações identificadas, sobretudo as moderadamente fortes e fortes, indicam uma eventual multicolinearidade, que pode afetar a robustez dos resultados do modelo e levar a

estimativas imprecisas dos coeficientes. Isto significa que uma determinada variável pode parecer ser um driver significativo da pobreza energética, ou o contrário, mas o seu impacto real pode estar confundido com o de outra variável correlacionada, obtendo-se resultados desajustados e que não traduzem a realidade.

4.1.2. Caracterização da Pobreza Energética em Portugal e respetivos drivers

O presente subcapítulo tem como objetivo analisar a evolução da pobreza energética em Portugal e em cada região NUTS 2, de 2018 a 2022, de modo a observar a sua tendência. Além disso, pretende-se fazer o mesmo tipo de análise para cada uma das variáveis explicativas em estudo.

A pobreza energética em Portugal apresentou, entre os anos 2018 e 2022, resultados que variaram entre 14.7%, valor mais alto, e 12.9%, valor mais baixo (os valores obtidos podem ser vistos com maior detalhe no Anexo A). Em 2022, o ano mais recente, o índice de pobreza energética atingiu um valor de 13.3%, pelo que se estima que esta será a proporção de população em situação de pobreza energética em Portugal.

Conforme mostrado na Figura 5, a tendência nacional (linha a tracejado), segue uma trajetória decrescente, sugerindo alguma eficácia das políticas europeias na diminuição da pobreza energética. Contudo, quando analisadas cada uma das regiões NUTS 2 portuguesas, percebem-se algumas diferenças, com evoluções muito distintas e que em alguns casos não seguem nenhuma tendência em particular como se pode observar na Figura 5.

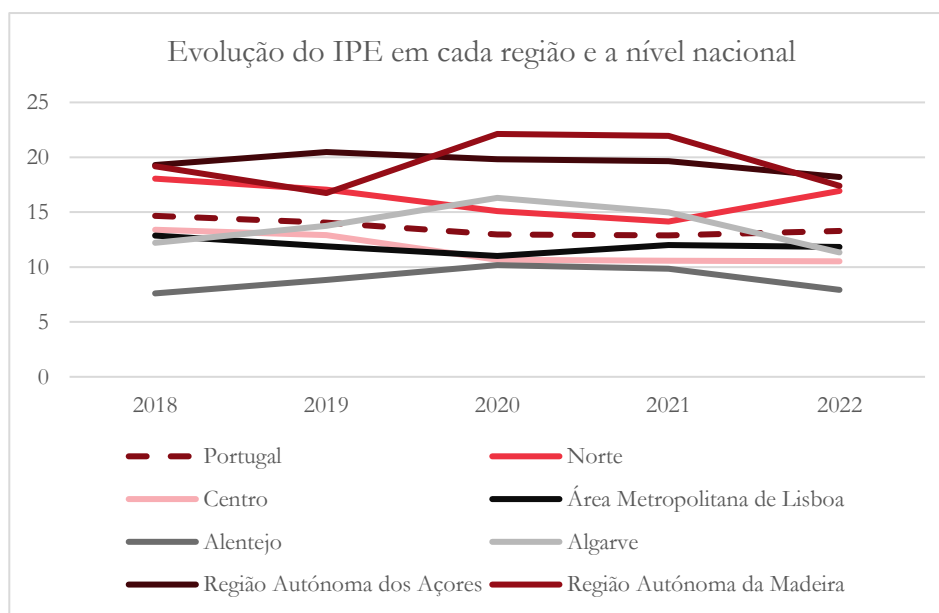


Figura 5: Evolução do Índice de pobreza energética em Portugal e regiões NUTS 2 de 2018 a 2022

Fonte: Elaboração própria

Relativamente aos níveis de pobreza energética, destacam-se, desde logo, as Regiões Autónomas com os níveis de pobreza energética mais elevados, tendo a RAM atingido os 22.1% em 2020, e o Alentejo com os níveis mais reduzidos, tendo em 2018 e 2022 apresentado, respetivamente, valores de IPE de 7.6 e 7.9%.

Para mais facilmente compreender as diferenças existentes, em termos médios e evoluções, em cada uma das regiões, construiu-se, com a informação presente na Figura 5, um gráfico de barras agrupadas (Figura 6), em que se agrupou a informação de cada ano para a mesma região para melhor perceber a evolução de cada uma separadamente. A linha a cinzento reflete a média ponderada do IPE nos 5 anos naquela região, permitindo identificar mais diretamente as regiões com IPE mais altos e mais baixos.

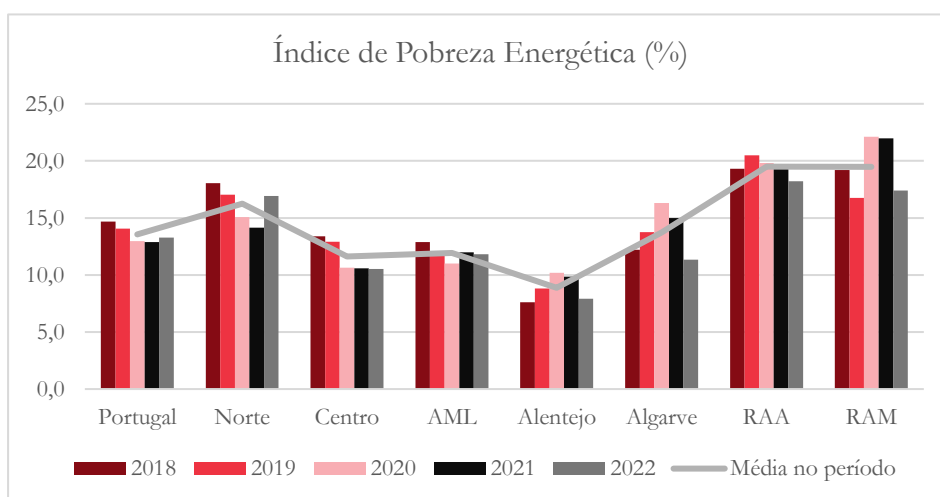


Figura 6: Representação do Índice de pobreza energética em Portugal e regiões NUTS 2 por período

Fonte: Elaboração própria

Através da Figura 6, confirma-se que o Alentejo é a região menos impactada por esta problemática, estimando-se uma média no período de 8.9%, e que as regiões autónomas são ambas muito afetadas, as duas com uma média no período de 19.5%, um valor significativamente mais alto do que o valor estimado para o Alentejo. A Região Norte é a região continental em que maior percentagem de população sofre de pobreza energética, com uma média no período de 16.2%. Nestas três regiões em pior situação, o valor do IPE no ano mais recente (2022) foi de 18.2% nos Açores, 17.4% na Madeira e 16.9% na Região Norte, todas com mais de 1/6 da população nessa situação, o que revela as fragilidades existentes nas regiões, destacando-se a necessidade de criação de políticas mais dedicadas a cada um dos contextos.

Para melhor observar as diferenças existentes em Portugal em termos geográficos, construiu-se um mapa de calor da Pobreza Energética (Figura 7), em que as cores mais claras

representam as regiões com menores índices médios de pobreza energética, enquanto as cores mais escuras indicam as regiões com maiores índices médios (média dos cinco anos).

De acordo com a Figura 7, verifica-se que os extremos continentais, especificamente as Regiões Norte e Algarve, e as regiões insulares, apresentam índices mais altos de pobreza energética. Este resultado de maior vulnerabilidade dos extremos geográficos pode ser atribuído a diversos fatores, como: políticas de centralização que não atribuem o mesmo nível de investimentos em todo o país, eventuais variações climáticas ou outras questões socioeconómicas.

De destacar, ainda, o resultado obtido na região do Alentejo, uma região com algumas particularidades que poderiam resultar numa maior vulnerabilidade à pobreza

energética (por exemplo população mais idosa e tendencialmente mais vulnerável, entre outras diferenças socioeconómicas). Contudo, essa expectativa não foi verificada algo que, possivelmente, poderá influenciar os resultados do modelo explicativo de pobreza energética, obtendo-se tendências menos esperadas.

Para investigar as razões que levam a estas variações regionais, prepararam-se gráficos semelhantes ao da Figura 6, para cada uma das variáveis. Desta forma é possível analisar facilmente a variação anual dentro de cada região e as diferenças existentes de região para região. Na Figura 8 encontra-se o resultado para o PIB *per capita* (PIBcap).

Pobreza Energética em Portugal

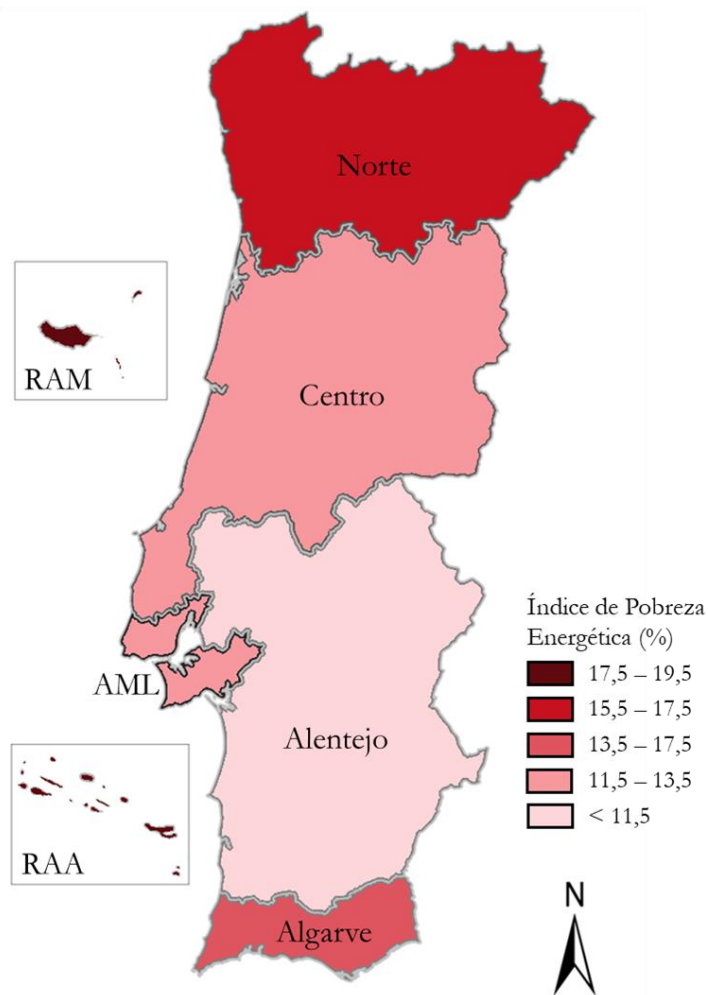


Figura 7: Mapa de calor das regiões NUTS 2 de Portugal com diferentes níveis de pobreza energética

Fonte: Elaboração própria

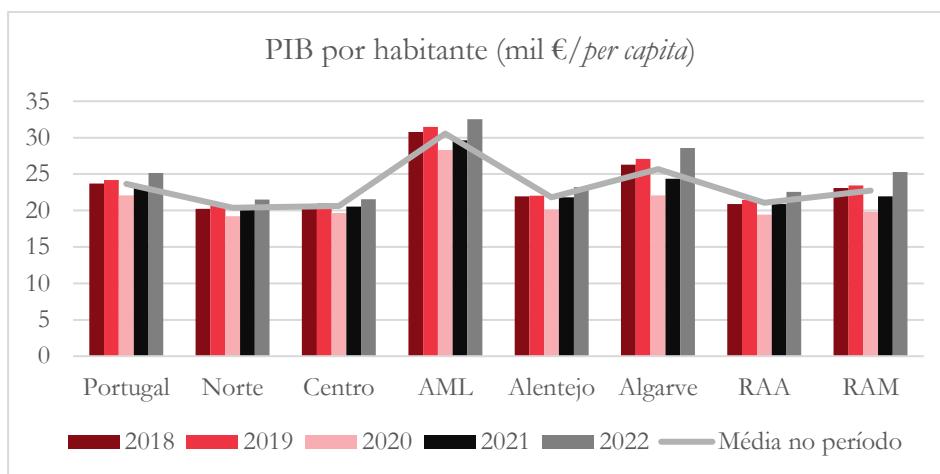


Figura 8: *Evolução do PIB por habitante, em cada região e ano*

Fonte: Elaboração própria

Observando a Figura 8, verifica-se uma tendência de aumento do PIB *per capita* em todas as regiões, apesar de ter existido um ligeiro decréscimo no ano 2020, possivelmente justificado pelo impacto da Covid-19, o qual foi mais acentuado nas regiões mais dependentes da atividade turística, como o Algarve, RAM e AML. Essas regiões foram também as que evidenciaram maior recuperação na tendência do crescimento do PIBcap em 2021 e 2022.

Em relação às diferenças regionais, destaca-se AML, com um PIBcap bastante expressivo nos 5 anos analisados, seguida do Algarve, com um rendimento médio por habitante acima da média nacional. Todas as restantes regiões exibiram um PIBcap abaixo da média nacional.

Seguidamente, fez-se o mesmo tipo de análise para os preços médios de eletricidade no setor doméstico (PMP), contudo, neste caso, apenas com a variação anual (Figura 9).

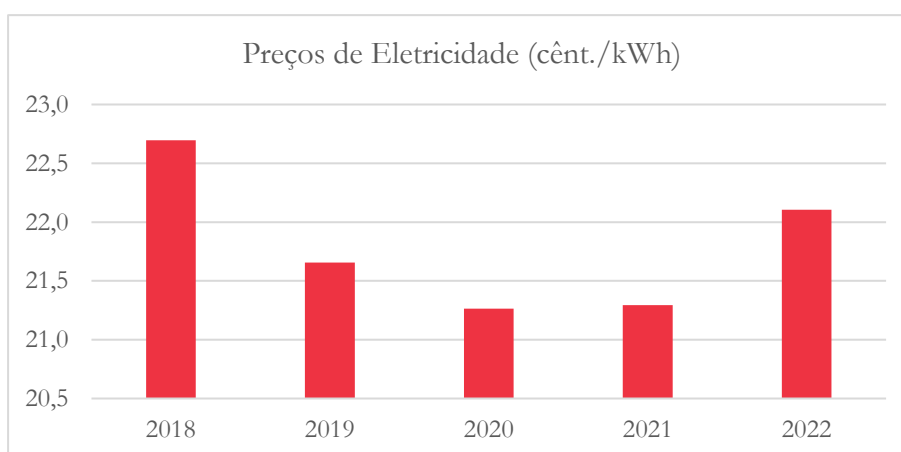


Figura 9: *Evolução dos preços médios de eletricidade no setor doméstico em cada ano*

Fonte: Elaboração própria

Conforme representado na Figura 9, os PMP seguiram uma tendência descendente até ao ano 2020, tendo-se observado uma ligeira subida em 2021. Em 2022, provavelmente devido

às contingências económicas do conflito Rússia-Ucrânia, os preços escalaram significativamente.

Seguidamente, passando para a análise das variáveis associadas aos fatores socioeconómicos, encontra-se na Figura 10 a análise da evolução anual e regional da taxa de desemprego.

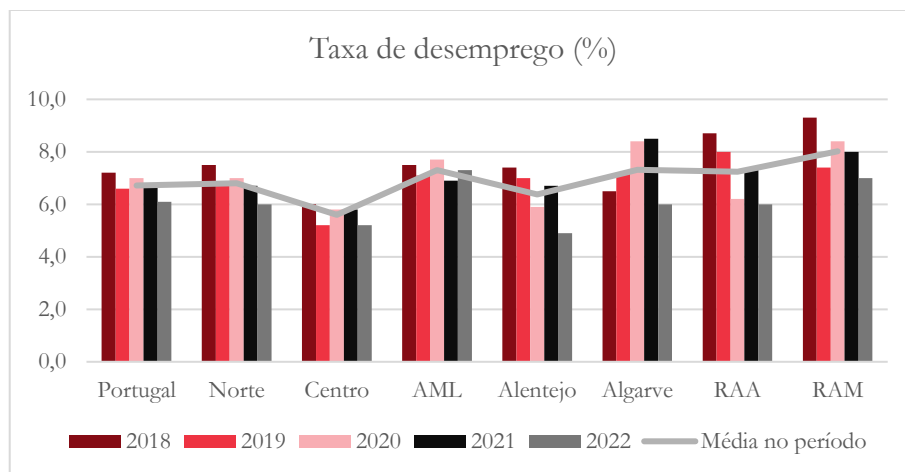


Figura 10: *Evolução da taxa de desemprego por região e ano*

Fonte: Elaboração própria

De acordo com a Figura 10, verifica-se uma tendência média de redução da taxa de desemprego a nível nacional e na maioria das regiões, apesar dos anos de 2020 e 2021 terem apresentado uma ligeira subida, possivelmente explicada pela Covid-19. Em média, no período em análise, a Região Centro destaca-se com a mais baixa taxa de desemprego e Região Autónoma da Madeira com a taxa mais alta.

Relativamente à evolução da população sem escolaridade, observa-se, através da Figura 11, uma tendência de redução ao longo dos anos, em todas as regiões (apenas com um ligeiro aumento em 2019 na AML e RAM).

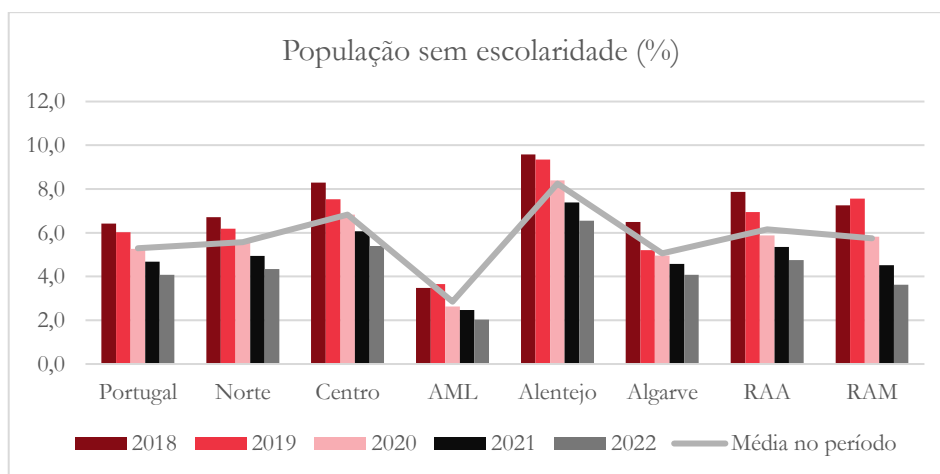


Figura 11: *Evolução da população sem escolaridade em cada região e ano*

Fonte: Elaboração própria

Em relação às diferenças regionais, observa-se que, em termos médios, os níveis mais baixos de população sem escolaridade são na AML e os mais altos no Alentejo.

Para análise do tipo de ocupação da habitação (OCU), utilizou-se, como referido no Capítulo 3, a proporção da população residente com pensão por invalidez e velhice. A evolução anual e regional da variável encontra-se na Figura 12.

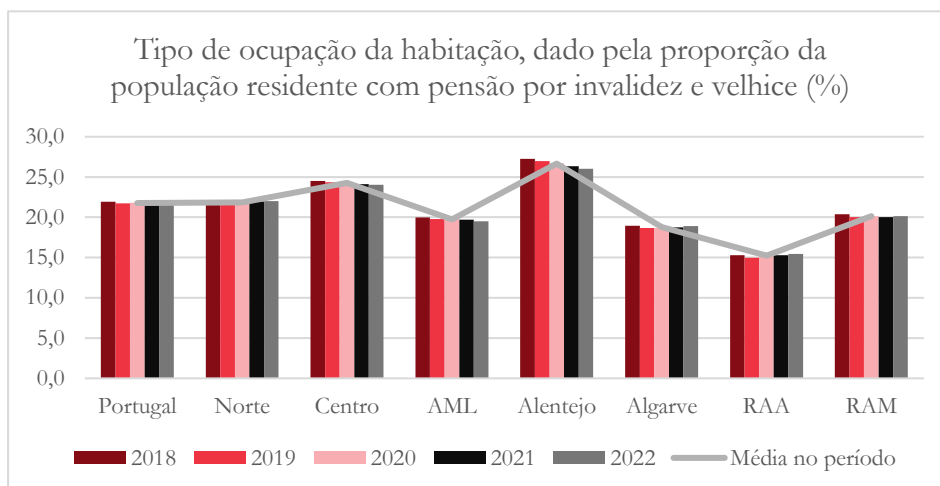


Figura 12: *Evolução da proporção da população com pensão por invalidez e velhice, como medida do tipo de ocupação da habitação*

Fonte: Elaboração própria

Através da análise da Figura 12, verifica-se que as variações anuais, em cada uma das regiões, são muito pequenas, com uma ligeira tendência de diminuição em termos médios. A região com resultados mais baixos da variável OCU é a Região Autónoma dos Açores e a região com resultados mais elevados é o Alentejo.

Seguidamente, analisa-se através Figura 13 a evolução anual em cada uma das regiões NUTS 2 e em Portugal da proporção da população em risco de pobreza ou exclusão social.

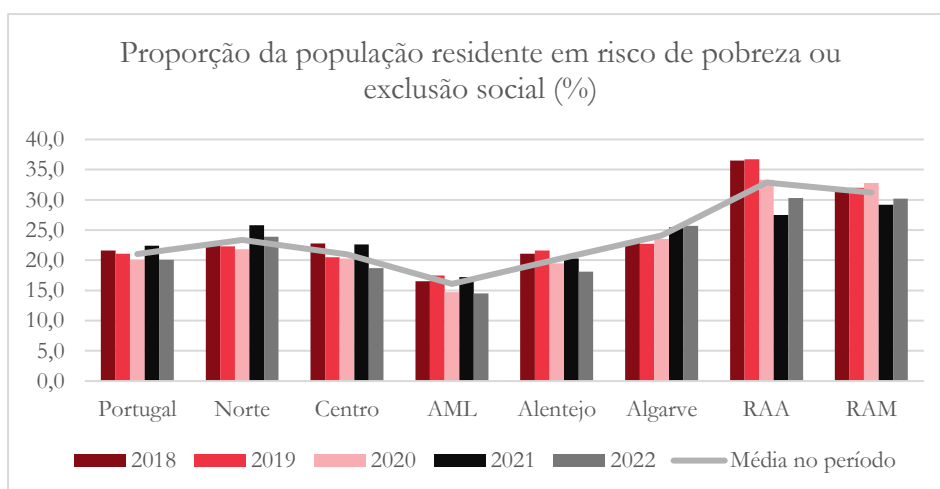


Figura 13: *Evolução da proporção de população em risco de pobreza ou exclusão social*

Fonte: Elaboração própria

De acordo com a Figura 13, verifica-se que a tendência nacional da variável PES apresenta uma ligeira redução anual, com exceção do ano 2021. Relativamente às regiões, observa-se que não existe uma tendência de evolução anual comum, verificando-se diferentes padrões de variação. No entanto, em termos de diferenças regionais, destaca-se a AML, com os níveis de pobreza mais baixos e os Açores com os níveis de pobreza mais altos.

Passando para a análise dos fatores que refletem as características dos agregados familiares e da habitação, encontra-se na Figura 14 a evolução anual, em cada região, da taxa de sobrelotação da habitação.

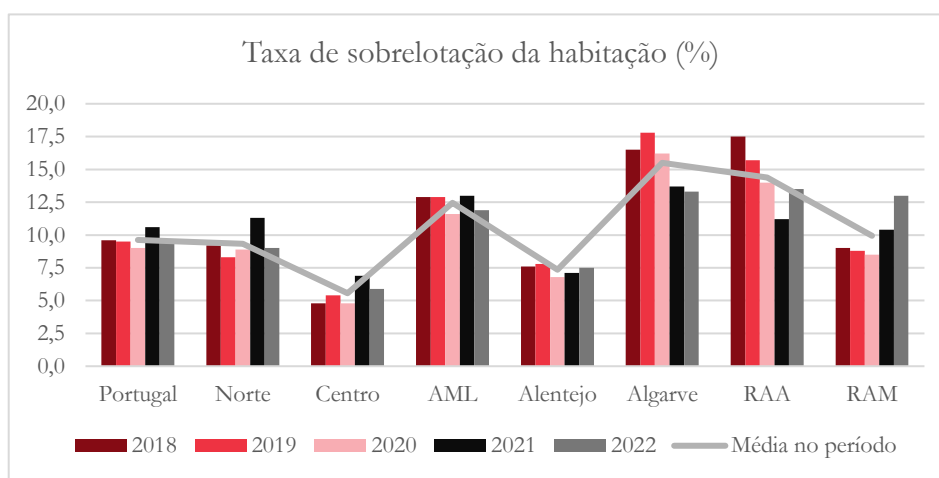


Figura 14: *Evolução da taxa de sobrelotação da habitação*

Fonte: Elaboração própria

De acordo com a Figura 14, observa-se que a sobrelotação da habitação apresenta diferenças muito evidentes em todas as regiões não existindo uma tendência semelhante a todas as elas. Em relação aos extremos destacam-se a Região Centro e o Alentejo, na melhor situação e, na pior situação, encontra-se a região algarvia seguida dos Açores.

No que toca à proporção de mulheres entre a população residente (Figura 15), observa-se uma tendência de redução comum a todas as regiões e a nível nacional. Apesar dos valores regionais não apresentarem diferenças significativas entre si, verifica-se que a Região Autónoma da Madeira tem a maior proporção de população do sexo feminino, seguida da AML e com as proporções mais baixas apresenta-se a Região Autónoma dos Açores.

Para medir o grau de urbanização, utilizou-se a medida de proporção de população a viver em área predominantemente urbana. Os resultados da evolução anual, em cada região e a nível nacional, encontram-se na Figura 16, em que se observa que a região mais urbanizada é a AML, seguida da RAM e Região Norte, enquanto as regiões menos urbanizadas são a RAA, o Centro e o Alentejo.

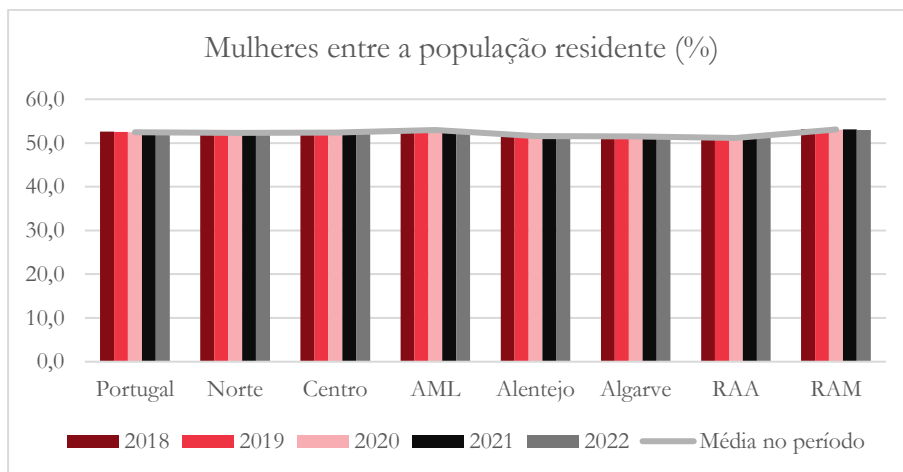


Figura 15: *Evolução da proporção das mulheres por região e ano*

Fonte: Elaboração própria

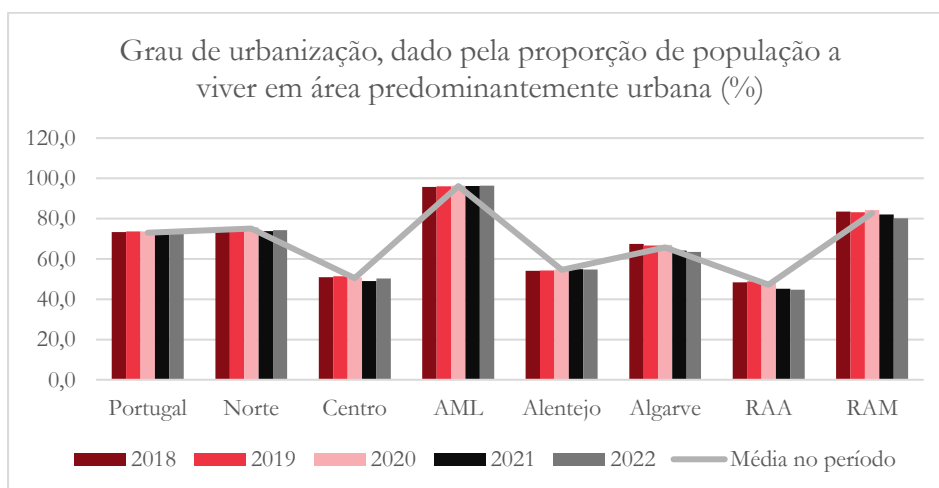


Figura 16: *Evolução da proporção de população a viver em área predominantemente urbana*

Fonte: Elaboração própria

Finalmente, resta analisar a evolução anual, em cada região e a nível nacional, da Temperatura média anual, presente na Figura 17.

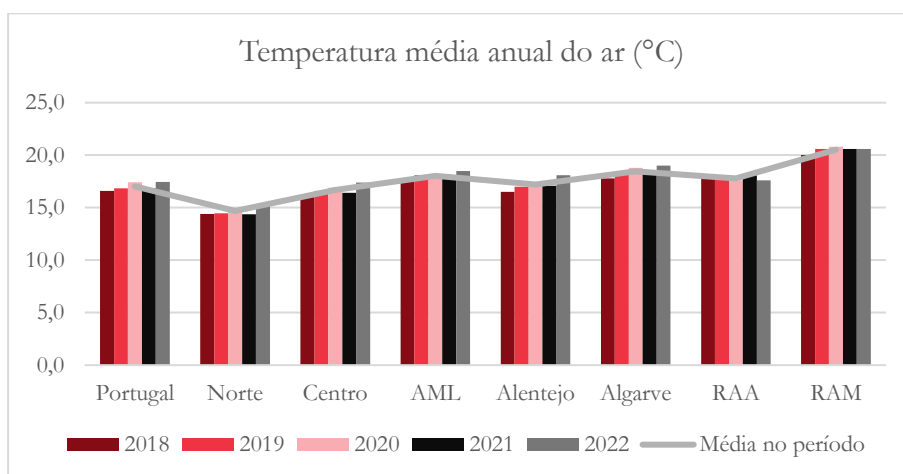


Figura 17: *Evolução da temperatura média anual do ar por região e ano*

Fonte: Elaboração própria

Pela Figura 17, observa-se uma tendência de aumento da temperatura média anual na maior parte das regiões e a nível nacional, sendo que a Região Norte é a que apresenta temperaturas médias mais baixas e a Região Autónoma da Madeira a que apresenta temperaturas médias mais altas.

4.2. Modelo Explicativo da Pobreza Energética

Para estimar o modelo econométrico explicativo da pobreza energética foi necessário recorrer ao software *Eviews*, utilizando o método *CENSORED - Censored or Truncated Data (including Tobit)*, selecionando a opção *Truncated sample* e com limites da variável dependente entre 0 e 100. O resultado obtido encontra-se na Tabela 10.

Tabela 10: *Estimação da equação de pobreza energética, através do modelo Tobit, via software Eviews*

Dependent Variable: IPE				
Method: ML - Censored Normal (TOBIT) (Newton-Raphson / Marquardt steps)				
Sample: 2018 2022				
Included observations: 35				
Left censoring (value) series: 0				
Right censoring (value) series: 100				
Convergence achieved after 6 iterations				
Coefficient covariance computed using observed Hessian				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.722401	34.50086	0.049923	0.9602
PIBcap	-0.739469	0.144906	-5.103097	0.0000
PMP	0.870429	0.452682	1.922828	0.0545
DES	0.286163	0.313328	0.913300	0.3611
ESC	-0.311464	0.234324	-1.329199	0.1838
OCU	-0.776747	0.147960	-5.249712	0.0000
PES	0.172285	0.085224	2.021548	0.0432
SOB	-0.166516	0.135097	-1.232566	0.2177
MUL	0.291019	0.695439	0.418469	0.6756
URB	0.084180	0.036448	2.309602	0.0209
TMA	0.217764	0.185836	1.171807	0.2413
Error Distribution				
SCALE:C(12)	1.12818	0.134843	8.366600	0.0000
Mean dependent var	14.47834	S.D. dependent var		4.093018
S.E. of regression	1.391711	Akaike info criterion		3.7648053
Sum squared resid	44.54777	Schwarz criterion		4.2980675
Log likelihood	-53.88409	Hannan-Quinn criter.		3.9488873
Avg. log likelihood	-1.539546			
Left censored obs	0	Right censored obs		0
Uncensored obs	35	Total obs		35

Fonte: Elaboração própria, retirado do software Eviews

4.2.1. Consistência teórica

Para testar a validade do modelo, primeiramente verificou-se a consistência do resultado com a teoria, considerando as equações 3.3 a 3.12 e 3.15, o resultado encontra-se na Tabela 11. As variáveis que, através do modelo obtido, se mostraram não significativas, não foram alvo de validação teórica.

Tabela 11: *Validação da consistência teórica*

β correspondente	Teoria	Resultado	Validação
PIBcap	$\beta < 0$	$\beta < 0$	✓
PMP	$\beta > 0$	$\beta > 0$	✓
DES	$\beta > 0$	Não significativo	-
ESC	$\beta > 0$	Não significativo	-
OCU	$\beta > 0$	$\beta < 0$	✗
PES	$\beta > 0$	$\beta > 0$	✓
SOB	$\beta > 0$	Não significativo	-
MUL	$\beta > 0$	Não significativo	-
URB	$\beta < 0$	$\beta > 0$	✗
TMA	$\beta < 0$	Não significativo	-

Fonte: Elaboração própria

Ao analisar a Tabela 11, observa-se que em dois coeficientes de regressão os sinais das estimativas são contrários às hipóteses formuladas no modelo teórico, e em cinco variáveis não há evidência de efeitos significativos. Enquanto a variável OCU não tinha uma teoria concreta definida, as discrepâncias em relação à variável URB requerem uma análise mais cuidada, dado que o resultado obtido foi contra o esperado e sustentado pela literatura, algo que será efetuado no ponto 4.2.6.

Não sendo possível avaliar o nível de ajustamento R^2 do modelo devido às especificidades do modelo Tobit (não obstante, o modelo POLS, estimado previamente, apresenta-se com um coeficiente de determinação de 0.922 – ver Tabela 16 do Anexo B), segue-se a etapa dos testes de diagnóstico estatístico do modelo de regressão, e das opções de estimação adotadas. Para tal, consideraram-se os seguintes testes:

- Teste de significância global;
- Teste de autocorrelação;
- Teste de heteroscedasticidade;
- Teste de normalidade das perturbações.

4.2.2. Teste de significância global

Devido à invalidade dos procedimentos ordinários de teste de significância global no modelo Tobit, recorreu-se ao teste do rácio de verossimilhança, através da funcionalidade *EvIEWS* *Redundant Variables Test*. Os resultados obtidos encontram-se na Tabela 12.

Tabela 12: *Teste de significância global utilizando o Redundant Variables Test, via software EvIEWS*

Redundant Variables Test

Equation: EQTOBIT

Redundant variables: PIBcap PMP DES ESC OCU PES SOB MUL URB TMA

Specification: IPE C PIBcap PMP DES ESC OCU PES SOB MUL URB TMA

Null hypothesis: PIBcap PMP DES ESC OCU PES SOB MUL URB TMA are jointly insignificant

	Value	df	Probability
Likelihood ratio	89.19274	10	0.0000

LR test summary:

	Value
Restricted LogL	-98.48046
Unrestricted LogL	-53.88409

Restricted Test Equation:

Dependent Variable: IPE

Method: ML - Censored Normal (TOBIT) (Newton-Raphson / Marquardt steps)

Sample: 2018 2022

Included observations: 35

Left censoring (value) series: 0

Right censoring (value) series: 100

Convergence achieved after 3 iterations

Coefficient covariance computed using observed Hessian

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	14.47834	0.681891	21.23263	0.0000

Error Distribution

SCALE:C(2)	4.034123	0.482170	8.366600	0.0000
Mean dependent var	14.47834	S.D. dependent var		4.093019
S.E. of regression	4.154571	Akaike info criterion		5.741741
Sum squared resid	569.5953	Schwarz criterion		5.830618
Log likelihood	-98.48046	Hannan-Quinn criter.		5.772421
Avg. log likelihood	-2.813728			

Left censored obs	0	Right censored obs	0
Uncensored obs	35	Total obs	35

Fonte: Elaboração própria, retirado do software EvIEWS

Na Tabela 12 verifica-se que o *p-value* associado ao rácio de verossimilhança é praticamente nulo (0.0000), indicando que as variáveis explicativas (PIBcap, DES, PMP, ESC, OCU, PES,

SOB, MUL, URB, TMA) são conjuntamente significativas, demonstrando a capacidade global da regressão para explicar a variabilidade do IPE no período e regiões em análise.

4.2.3. Teste de autocorrelação

Atendendo à existência de uma dimensão temporal no plano amostral, procedeu-se ao teste de autocorrelação, recorrendo à estatística de *Ljung-Box* dos resíduos da estimação. Os resultados obtidos encontram-se na Tabela 13.

Tabela 13: *Teste de autocorrelação com base na estatística de Ljung-Box dos resíduos, via software Eviews*

Sample: 2018 2022

Included observations: 35

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	0.008	0.008	0.0022	0.963
		2	-0.313	-0.313	3.8524	0.146
		3	-0.182	-0.196	5.1937	0.158
		4	0.037	-0.079	5.2517	0.262

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

Fonte: Elaboração própria, retirado do software Eviews

O teste de autocorrelação apresenta *p-values* altos, superiores aos níveis de significância crítica convencionais (todos os *p-values* > 0.1) e, por isso, a estimação ordinária da matriz de covariâncias é robusta. Não existindo evidência de autocorrelação, deste ponto de vista, não será necessário fazer ajustes na metodologia de estimação da matriz de covariâncias, e os testes de significância obtidos são válidos.

4.2.4. Teste de heteroscedasticidade

Devido à existência da dimensão seccional no modelo estudado, foi necessário fazer-se o teste de heteroscedasticidade, recorrendo ao teste de *Ljung-Box* do quadrado dos resíduos. Os resultados encontram-se na Tabela 14.

Tabela 14: *Teste de heteroscedasticidade, via software Eviews*

Sample: 2018 2022

Included observations: 35

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	-0.224	-0.224	1.9157	0.166
		2	0.066	0.017	2.0886	0.352
		3	-0.042	-0.025	2.1600	0.540
		4	0.030	0.015	2.1979	0.699

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

Fonte: Elaboração própria, retirado do software Eviews

De acordo com a Tabela 14, observa-se que os *p-values* associados às estatísticas Q são superiores a 0.1 em todas os desfasamentos (todos os *p-values* > 0.1), o que sugere que não

há evidência de heteroscedasticidade dos termos de perturbação. Assim sendo, a estimação ordinária da matriz de covariâncias é robusta e os testes de significância obtidos são válidos.

4.2.5. Teste de normalidade das perturbações

Um dos pressupostos do modelo Tobit é o da distribuição normal dos termos de perturbação. Para verificar se seguem uma distribuição normal, realizou-se o teste de normalidade das perturbações. Os resultados obtidos encontram-se na Figura 18.

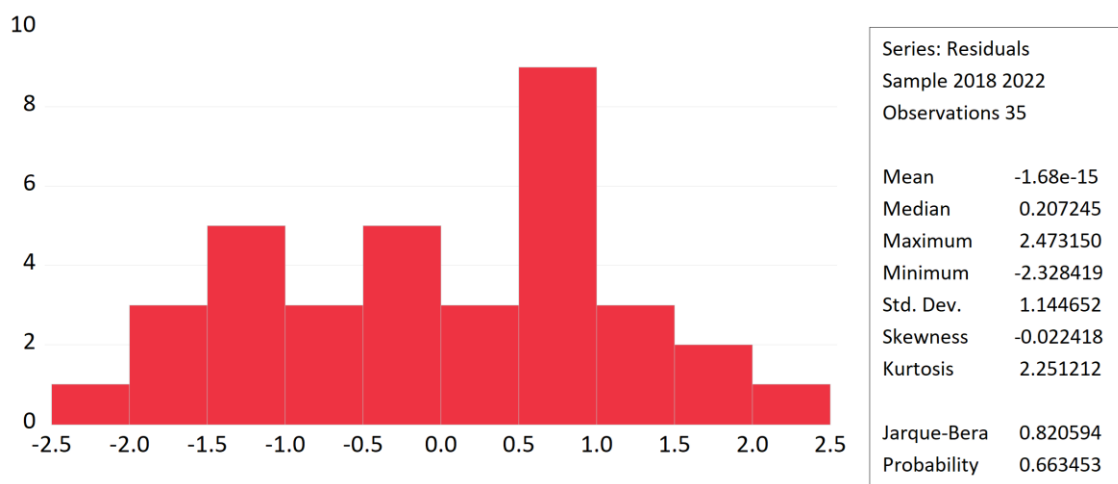


Figura 18: Histograma, com teste de normalidade das perturbações, via software Eviews

Fonte: Elaboração própria, retirado do software Eviews

Como se pode observar pela Figura 18, a forma do histograma sugere uma distribuição relativamente simétrica, com a maioria dos resíduos próximos do centro, apesar de uma ligeira concentração dos valores entre 0.5 e 1.0. Contudo, não se observa a existência de caudas nos extremos, o que é um bom indicador. Além disso, destacam-se os seguintes resultados:

- a média obtida é muito próxima de zero, o que significa que os resíduos são muito pequenos, não estando sistematicamente acima ou abaixo de zero;
- a Assimetria (*Skewness*) obtida tem um valor próximo de zero, o que indica uma distribuição dos resíduos aproximadamente simétrica;
- a Curtose (*Kurtosis*) obtida indica uma distribuição semelhante à normal em termos de “achatamento” ou “pontualidade”, devido ao valor estar próximo de 3 (valor para uma distribuição normal);
- O teste *Jarque-Bera* obteve um valor alto, próximo de 1, e o *p-value* associado revela uma elevada significância e, por isso, não se rejeita a hipótese de normalidade.

Assim, tendo em conta os resultados obtidos, confirma-se a evidência de distribuição normal dos termos de perturbação, em conformidade com os pressupostos do modelo, confirma-se

que os procedimentos de análise estatística são fiáveis, e que as conclusões retiradas quanto aos testes de hipóteses em avaliação são válidas.

Em suma, os testes realizados confirmam que o modelo é estatisticamente válido e a metodologia de estimação robusta. A significância global da regressão, a ausência de autocorrelação e heteroscedasticidade, bem como a normalidade dos resíduos, são evidências que suportam a adequação do modelo, indicando que o conjunto das variáveis explicativas têm um impacto significativo na variável dependente. Desta forma, não há necessidade de estudos complementares para validação do modelo, nem ajustamentos na metodologia de estimação.

4.2.6. Interpretação de resultados

O resultado obtido na estimação do modelo econométrico, presente na Tabela 10, deu origem à representação algébrica da Equação 4.1 (em que os rácios z estão indicados entre parênteses).

$$\begin{aligned} I\hat{P}E_{it} = & 1.722 - 0.739PIBcap_{it} + 0.870PMP_{it} + 0.286DES_{it} - 0.311ESC_{it} \\ & (0.050) \quad (-5.013) \quad (1.923) \quad (0.913) \quad (-1.329) \\ & -0.777OCU_{it} + 0.172PES_{it} - 0.167SOB_{it} + 0.291MUL_{it} + 0.084URB_{it} \\ & (-5.250) \quad (2.022) \quad (-1.233) \quad (0.418) \quad (2.310) \\ & +0.218TMA_{it} \\ & (1.172) \end{aligned} \quad (4.1)$$

Analisando-se os resultados obtidos, presentes na Tabela 10, verifica-se que, quanto ao nível de significância, as variáveis DES, ESC, SOB, MUL e TMA apresentam $p-values > 0.1$, superiores aos níveis de significância crítica convencionais, indicando que essas variáveis não são estatisticamente significativas na explicação da pobreza energética. Além disso, as variáveis PIB, OCU, PES e URB apresentam $p-values < 0.05$, e a variável PMP um $p-value$ também muito próximo de 0.05 (≈ 0.0545) pelo que se consideram variáveis estatisticamente significativas.

O **Produto Interno Bruto *per capita* (PIBcap)**, um indicador de rendimento, amplamente referido na literatura como um dos principais drivers de pobreza energética, apresenta, um $p-value$ reduzido (< 0.001), sendo por isso uma variável significativa. A estimativa do coeficiente de regressão (-0.739), permite concluir que, mantendo-se as restantes variáveis constantes, estima-se que um aumento de mil €/per capita no PIBcap induzirá a uma diminuição de 0.739 pp do IPE. Esta tendência de diminuição, vai de encontro ao referido na literatura e trata-se de um resultado expectável uma vez que uma maior riqueza na região, poderá levar, por exemplo, a mais investimentos na área da eficiência energética e a mais apoios a nível social, ou, se analisada a questão em termos habitacionais: um maior

rendimento das famílias faz com que exista maior disponibilidade para gastos com energia ou investimentos em eficiência energética.

Os **Preços Médios Ponderados de Energia Elétrica (PMP)**, também referidos na literatura como um dos principais drivers de pobreza energética, apresentam um *p-value* considerado significativo (0.0545). O resultado obtido para o coeficiente de regressão permite concluir que, quando tudo o resto constante, se o preço de eletricidade aumentar 1 cêntimo por kWh, estima-se que produzirá um impacto de aumento na pobreza energética de 0.87 pp. Estes resultados, vão de encontro ao referido na literatura e podem ser justificados pelo impacto que o aumento dos preços de eletricidade tem nos hábitos de aquecimento/arrefecimento ou, em casos extremos, na própria utilização de energia elétrica para cozinhar.

A **Taxa de desemprego (DES)**, com um *p-value* de 0.361, superior a 0.05, não evidencia ter uma relação estatisticamente significativa com a pobreza energética, pelo que não foi possível confirmar a conclusão obtida por Halkos e Gkampoura (2021b) de que o desemprego está associado a esta problemática.

A **Proporção da população sem escolaridade (ESC)**, também apresenta um *p-value* elevado (0.184), constituindo, por isso, um fator estatisticamente não significativo na explicação da pobreza energética, apesar de ser sugerido pelo EU-EPAH (2023) como um indicador do contexto local.

O **Tipo de ocupação da habitação (OCU)**, avaliado através da proporção de pensionistas por invalidez e velhice entre a população residente, apresenta elevada significância (*p-value* < 0.001). A estimativa do coeficiente de regressão (-0.777) indica que, mantendo-se os demais fatores constantes, uma variação de OCU em 1 pp, deverá fazer decrescer o índice de pobreza energética em 0.777 pontos percentuais, um resultado aparentemente contraintuitivo em relação aos pressupostos teóricos.

Para análise da variável OCU, assumiu-se que os pensionistas por invalidez ou velhice seriam representativos da proporção de população que deverá ocupar a habitação durante mais tempo, o que, por sua vez, seria um fator de aumento da pobreza energética (por exemplo, nos meses mais frios, para se estar em conforto térmico todo o dia, deveria ser necessário aquecer a habitação durante mais horas), resultado que não é confirmado pelos resultados deste estudo. Apesar de, na literatura analisada, não existir propriamente uma referência à tendência dessa relação de impacto, o resultado parece contraintuitivo.

Todavia, este resultado poderá ser explicado por um eventual desajuste na medida de “tipo de ocupação da habitação” utilizada, uma vez que nem todos os idosos ou pessoas com algum tipo de invalidez têm o hábito de estar em casa durante o dia, podendo muitos continuar a ter uma vida ativa ou frequentar centros de dia ou lares. Além disso, sugere que os pensionistas poderão ter acesso a outro tipo de apoios que os torna menos vulneráveis à pobreza energética, como é o caso da tarifa social, um desconto na tarifa de eletricidade e gás natural fornecido à população com menores rendimentos ou que recebe apoios sociais específicos (incluindo beneficiários da pensão social de invalidez e a pensão social de velhice).

Assim, apesar de não se ter utilizado qualquer variável relacionada com o quadro político e regulamentar na estimação do modelo, este resultado parece indicar que a existência de apoios nacionais, como por exemplo a tarifa social, pode impactar a pobreza energética, fazendo-a diminuir.

A **Proporção da população em risco de pobreza ou exclusão social (PES)** demonstra ser uma variável significativa ($p\text{-value} = 0.043$), com uma estimativa de coeficiente de regressão de 0.172. Mantendo os demais fatores constantes, estima-se que um aumento de 1 pp no risco de pobreza ou exclusão social induz a um aumento de 0.172 pp no índice de pobreza energética. Esta relação de impacto tem a direção esperada, uma vez que indica que a pobreza em geral está diretamente ligada à capacidade de aceder, a um nível adequado, a serviços essenciais como a energia.

A **Taxa de sobrelotação da habitação (SOB)**, com um $p\text{-value}$ de 0.218, trata-se, também de uma variável estatisticamente não significativa. Halkos e Gkampoura (2021a) refere esta variável como um possível motor da pobreza energética (mais especificamente o nº de quartos por pessoa), relação que não é confirmada neste estudo.

A **Proporção de mulheres (MUL)**, apresenta um $p\text{-value}$ de 0.676 e por isso, não se confirma que o gênero influencia a pobreza energética. Assim, a ideia de que as mulheres poderão estar mais sujeitas à pobreza energética, defendida por Bollino e Botti (2018), parece ser desajustada, pelo menos no contexto português, nos anos analisados.

O **Grau de urbanização (URB)**, avaliado através da proporção de população a viver em área predominantemente urbana, com um coeficiente de regressão de 0.084 e um $p\text{-value}$ de 0.021, é considerado significativo. Estima-se que, com todos os demais fatores constantes, se o grau de urbanização aumentar 1 pp, estima-se que a pobreza energética cresce 0.084 pontos percentuais. Esta relação de impacto difere da literatura consultada, que indica uma

maior probabilidade de pobreza energética em áreas rurais ou pouco povoadas (Bollino e Botti, 2018; Bouzarovski, 2018; Thomson e Snell, 2013).

Este resultado, em contradição com alguma da literatura consultada, pode ser explicado pelo facto das zonas urbanas estarem sujeitas a custos de vida mais elevados, sendo que os altos custos de habitação atualmente verificados nas áreas urbanas portuguesas poderão, por exemplo, limitar o rendimento disponível para gastos com energia e, por isso, exacerbar a pobreza energética. Além disso, nas zonas rurais existe um maior acesso e a custos mais baixos a energias alternativas (como a lenha, muito usada para aquecimento em zonas rurais).

Outra hipótese a considerar que poderá ter afetado o resultado é a correlação existente entre a variável URB com outras três variáveis explicativas: PIBcap, ESC e MUL. As correlações fortes e moderadamente fortes existentes (entre os 0.63 e 0.78) podem indicar uma eventual multicolinearidade que pode ter influenciado os resultados, potencialmente disfarçando ou exagerando os efeitos individuais das variáveis no modelo.

A **Temperatura média anual do ar (TMA)**, com um *p-value* de 0.241, não parece influenciar significativamente a pobreza energética. As variações regionais de temperatura e a evolução temporal dessas variações, não são suficientes para identificar empiricamente um impacto discriminante deste fator. Neste caso, para avaliar o fator do clima, poderiam ter sido consideradas outras variáveis, nomeadamente a utilização de dados sobre os graus-dia de aquecimento e graus-dia de arrefecimento. Uma vez que poderiam ter sido identificadas diferenças sazonais mais evidentes, especialmente entre o inverno e o verão, que poderiam ajudar a distinguir as diferentes regiões.

Relativamente aos resultados obtidos e apresentados neste subcapítulo, é importante refletir sobre uma eventual subestimação ou sobrestimação do IPE nas regiões e anos analisados, uma vez que não se considerou o indicador relacionado com a existência de problemas como infiltrações, humidade e paredes podres na habitação. Essa alteração no cálculo pode ter afetado a comparabilidade dos índices entre regiões e ao longo do tempo e, por isso, influenciar diretamente a significância de determinadas variáveis. Por exemplo, a temperatura média anual (TMA), que não se mostrou significativa, poderia ter sido impactada pela inclusão do indicador ausente.

4.3. Síntese de Resultados e Implicações Políticas

Os resultados obtidos refletem a elevada multidimensionalidade da pobreza energética, nem sempre sendo fácil compreender os fatores que levam a essa problemática a nível regional,

existindo grandes diferenças de região para região. Por isso, o estudo efetuado demonstrou a necessidade de políticas adaptadas a cada uma delas, tendo em conta as suas características.

Como variáveis explicativas da pobreza energética destacaram-se as seguintes: PIB *per capita* (PIBcap) preços médios de eletricidade (PMP), ocupação da habitação (OCU), população em risco de pobreza e exclusão social (PES) e grau de urbanização (URB). Os drivers mais diretamente ligados ao aumento da pobreza energética são os PMP, a PES e o URB, enquanto o PIBcap e OCU ajudam a reduzi-la.

Estas variáveis, de carácter sobretudo socioeconómico, refletem a importância de políticas públicas que ajudem a mitigar a pobreza energética. Sobretudo a variável OCU que, segundo a análise, parece refletir eventuais benefícios sociais e económicos existentes que se revelaram significativos numa possível redução da pobreza energética.

Esse tipo de políticas poderá, inclusive, ser um dos motivos que terá feito com que a pobreza energética apresentasse uma tendência global de redução no período analisado. Apesar de terem sido verificadas algumas diferenças a nível regional, os resultados obtidos permitiram perceber que as Regiões Autónomas apresentam os níveis mais altos de IPE, seguidas da Região Norte, enquanto o Alentejo tem os níveis mais baixos. Esta disparidade entre as regiões mais descentralizadas, reflete a importância de políticas que favoreçam todo o território nacional, uniformemente, podendo muitas vezes ser necessário um reforço de apoios e medidas a nível regional que reflita as especificidades locais.

Além disso, os resultados obtidos no modelo econométrico revelam que as políticas regionais e nacionais deverão centrar-se sobretudo no desenvolvimento económico regional, no controlo de preços de energia, de forma generalizada, no reforço de mecanismos como a tarifa social, entre outros apoios à população mais vulnerável económica e socialmente, e com um foco particular em regiões mais urbanizadas (mas de forma uniforme entre as regiões urbanizadas para não prejudicar os extremos como referido existir atualmente).

5. CONCLUSÃO

A Pobreza Energética é um fenómeno complexo e multidimensional, associado à falta de acesso a energia de uma forma capaz de responder às necessidades básicas, e de modo a garantir condições de vida dignas e saudáveis. Tendo em conta a complexidade do problema e a sua dependência do contexto, a construção de políticas eficazes torna-se um desafio. Nesta dissertação, procurou-se caracterizar a pobreza energética em Portugal e identificar os principais fatores que a influenciam e quantificar o respetivo impacto, de modo a apoiar a formulação de políticas direcionadas e eficazes.

A abordagem consensual, amplamente reconhecida na literatura, demonstrou ser um método simples e ao mesmo tempo robusto para estimar a pobreza energética em cada região e a nível nacional, considerando-se, para tal, a incapacidade de aquecer adequadamente a habitação e a incapacidade de pagar atempadamente as despesas correntes.

Para determinar os drivers regionais de pobreza energética em Portugal, a análise econométrica através do modelo Tobit demonstrou ser um método válido e robusto e confirmou a elevada significância da maioria das variáveis selecionadas.

O PIB *per capita* (PIBcap), os preços de eletricidade (PMP), o tipo de ocupação da habitação (OCU), a população em risco de pobreza ou exclusão social (PES) e o grau de urbanização (URB) revelaram ter uma influência significativa na explicação do índice de pobreza energética (IPE).

Por outro lado, não foi possível confirmar, para o contexto português, a influência que a proporção de população sem escolaridade (ESC), a taxa de desemprego (DES), a sobrelotação das habitações (SOB), a proporção de mulheres (MUL) e a temperatura média anual (TMA) possam ter na pobreza energética, já que a informação disponível não permitiu discriminar efeitos marginais significativos dessas variáveis.

Relativamente às tendências de impacto, verificou-se que as variáveis com um impacto positivo, que agravam a pobreza energética quando o valor dessas aumenta, são: o preço da eletricidade, a população em risco de pobreza ou exclusão social e a população a viver em área predominantemente urbana. As variáveis que fazem diminuir a pobreza energética, quando o valor da variável aumenta, são o PIB *per capita* e os pensionistas por invalidez e velhice (variável OCU).

Assim, apesar de alguns resultados expectáveis e que comprovam a literatura: impacto do PIBcap, dos preços de eletricidade e do aumento da pobreza geral, existiram outros

resultados de impacto que não permitiram confirmar algumas das tendências sugeridas ou implícitas na literatura.

O aumento do número de pensionistas por invalidez ou velhice apresenta uma associação significativa com a redução da pobreza energética, o que levou a concluir a existência de uma possível influência de apoios sociais. Este resultado, por sua vez, revela que este tipo de apoios podem desempenhar um papel crucial para mitigar a pobreza energética.

O grau de urbanização, ao contrário do esperado, mostrou que as áreas urbanas podem ter maiores índices de pobreza energética, possivelmente devido aos altos custos de habitação e energia nas zonas mais urbanas. De notar, no entanto, um possível efeito de multicolinearidade que poderá ter afetado o resultado obtido para a variável URB.

A análise da pobreza energética a nível nacional e regional, revela que, em 2022, 13.3% da população em Portugal se encontra em pobreza energética. Apesar de significativo, o resultado torna ainda mais impactante o valor obtido nas Regiões Autónomas (18.2% nos Açores e 17.4% na Madeira) e na Região Norte (16.9%), todos com mais de um sexto da população nessa situação. O Alentejo apresenta os índices mais baixos de pobreza energética em Portugal. Estas diferenças regionais, com um padrão que revela um agravamento da pobreza energética nos extremos geográficos, destaca a importância de políticas energéticas adaptadas às características específicas de cada região, mas de uma forma equitativa e equilibrada em todo o território nacional.

De qualquer forma, observou-se uma tendência decrescente da pobreza energética, o que indica que as políticas energéticas e outras medidas implementadas, neste âmbito, tanto a nível europeu quanto nacional mostraram-se eficazes na redução da pobreza energética.

Em suma, de acordo com os resultados obtidos, conclui-se que para garantir esta tendência descendente e mitigar a pobreza energética em Portugal, a solução deverá passar por políticas e estratégias que incentivem o desenvolvimento económico sustentável, visem o controlo dos preços de energia (sobretudo direcionado para a população mais vulnerável), promovam a inclusão social e com foco particular nas regiões mais urbanizadas, de modo a garantir que todos os cidadãos têm acesso a condições de vida dignas e saudáveis.

5.1. Recomendação para Trabalhos Futuros

Ao longo desta dissertação, foram identificadas algumas limitações que podem ser a base de melhoria em futuras investigações sobre pobreza energética, em Portugal. Primeiramente, destaca-se a lacuna associada ao cálculo do Índice de Pobreza Energética que apenas reflete a incapacidade de aquecer e de pagar, não tendo sido possível incluir a existência de

problemas estruturais por não existirem dados regionais. Esta deverá ser uma área com potencial de melhoria uma vez que os dados mais recentes do INE sobre pobreza energética, de 15 de março de 2024, revelaram uma melhoria significativa no âmbito de análise e informação disponibilizada. Pelo que se acredita que, numa perspetiva de melhoria contínua, eventuais estudos futuros poderão beneficiar da existência de novos indicadores. Além disso, seria relevante, para o contexto português, incluir além da incapacidade de aquecer, a incapacidade de arrefecer as habitações, algo que poderá ser possível na sequência de uma eventual melhoria dos dados disponibilizados pelo INE.

A escassez de dados de base regional foi um dos fatores que mais limitou a análise efetuada. Trabalhos futuros deverão verificar eventuais melhorias da abrangência de dados, tanto ao nível do período de análise quanto da inclusão de variáveis previamente excluídas pela não existência de informação, como por exemplo a eficiência energética e o comportamento térmico dos edifícios.

Além disso, recomenda-se que futuros estudos realizem uma análise detalhada das regiões, com um foco mais aplicado ao contexto local, ou seja, recomenda-se uma análise intrarregional. Apesar da maior complexidade em termos de recolha de informação, a utilização de dados de NUTS 3 ou local constituiria um avanço significativo, possibilitando a compreensão do impacto de variáveis com menor variação regional (como a taxa de urbanização). Em novos desenvolvimentos, será essencial conduzir análises ao nível intrarregional, designadamente com foco na região norte.

Ainda no que toca à escolha de variáveis, estudos futuros deverão considerar outras medidas para o tipo de ocupação da habitação, uma vez que a proporção de população com invalidez e velhice revelou-se inadequada para esse propósito. Por outro lado, a inclusão dessa medida ressaltou a importância de considerar, por exemplo, o número de beneficiários da tarifa social por região, algo que deverá ser garantido em novas investigações.

Por último, esta análise pode ser replicada, com as devidas adaptações, para outros países. Algo que permitiria uma comparação internacional da pobreza energética e contribuiria para a formulação de políticas mais eficazes e adaptadas a diferentes realidades.

6. REFERÊNCIAS

- Abbas, K., Butt, K. M., Xu, D., Ali, M., Baz, K., Kharl, S. H., & Ahmed, M. (2022). Measurements and determinants of extreme multidimensional energy poverty using machine learning. *Energy*, 251, 123977.
- Ahlborg, H., Boräng, F., Jagers, S. C., & Söderholm, P. (2015). Provision of electricity to African households: The importance of democracy and institutional quality. *Energy Policy*, 87, 125–135.
- Ben Cheikh, N., Ben Zaied, Y., & Nguyen, D. K. (2023). Understanding energy poverty drivers in Europe. *Energy Policy*, 183, 113818.
- Boardman, B. (1991). *Fuel poverty: From cold homes to affordable warmth*. Belhaven Press.
- Boardman, B. (2010). *Fixing Fuel Poverty: Challenges and Solutions*. Earthscan.
- Bollino, C. A., & Botti, F. (2018). *Energy Poverty in Europe: A Multidimensional Approach* (Vol. 70 N. 283, 473-507). PSL Quarterly Review.
- Bouzarovski, S. (2018). Understanding Energy Poverty, Vulnerability and Justice. Em *Energy Poverty: (Dis)Assembling Europe's Infrastructural Divide* (pp. 9–39). Springer International Publishing.
- Bouzarovski, S., Petrova, S., & Tirado-Herrero, S. (2014). *From Fuel Poverty to Energy Vulnerability: The Importance of Services, Needs and Practices*.
- Bouzarovski, S., & Tirado-Herrero, S. (2017a). Geographies of injustice: The socio-spatial determinants of energy poverty in Poland, the Czech Republic and Hungary. *Post-Communist Economies*, 29(1), Artigo 1.
- Bouzarovski, S., & Tirado-Herrero, S. (2017b). The energy divide: Integrating energy transitions, regional inequalities and poverty trends in the European Union. *European Urban and Regional Studies*, 24(1), 69–86.
- Carvalho, B. P., Fonseca, M., & Peralta, S. (2023). *Pobreza Energética em Portugal: Uma análise municipal* (Portugal, Balanço Social 2023, Perspetivas). Social Equity Initiative.
- Castaño-Rosa, R., Solís-Guzmán, J., Rubio-Bellido, C., & Marrero, M. (2019). Towards a multiple-indicator approach to energy poverty in the European Union: A review. *Energy and Buildings*, 193, 36–48.
- Comissão Europeia. (2023a). *9% of EU population unable to keep home warm in 2022—Products Eurostat News—Eurostat*. <https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-eurostat-news/w/ddn-20230911-1>
- Comissão Europeia. (2023b). *Energy poverty*. https://energy.ec.europa.eu/topics/markets-and-consumers/energy-consumer-rights/energy-poverty-eu_en
- DGEG. (2024). *Preços de eletricidade e gás natural—Preços Médios Ponderados de Energia Elétrica no Setor Doméstico, em Portugal (€/kWh)—Banda DC - Preços incluindo todos os impostos*.
- Diário da República. (2024). *Estratégia Nacional de Longo Prazo para o Combate à Pobreza Energética 2023-2050*. Resolução do Conselho de Ministros n.º 11/2024, de 8 de janeiro.

- Diretiva 2019/904. (2019). Diretiva (UE) 2019/944 do Parlamento Europeu e do Conselho de 5 de junho de 2019 relativa a regras comuns para o mercado interno da eletricidade. *Jornal Oficial da União Europeia*.
- Diretiva 2023/1791. (2023). Diretiva (UE) 2023/1791 do Parlamento Europeu e do Conselho de 13 de setembro de 2023 sobre eficiência energética e alteração do Regulamento (UE) 2023/955 (reformulação). *Jornal Oficial da União Europeia*.
- EU-EPAH. (2022). *National indicators*. EU-EPAH - Energy Poverty Advisory Hub.
- EU-EPAH. (2023). *Energy Poverty Advisory Hub (EPAH) Handbook 1: A Guide to Energy Poverty Diagnosis*. Energy Poverty Advisory Hub.
- EU-EPAH, Gouveia, J. P., Palma, P., Bessa, S., & Sequeira, M. (2022). *Energy Poverty National Indicators: Insights for a more effective measuring*. EU-EPAH - Energy Poverty Advisory Hub.
- Eurostat. (2024a). *Arrears on utility bills, EU-SILC survey*.
- Eurostat. (2024b). *Total population living in a dwelling with a leaking roof, damp walls, floors or foundation, or rot in window frames or floor, EU-SILC survey*.
- Gatto, A., & Busato, F. (2020). Energy vulnerability around the world: The global energy vulnerability index (GEVI). *Journal of Cleaner Production*, 253, 118691.
- González Garibay, M., Primc, K., & Slabe-Erker, R. (2023). Insights into advanced models for energy poverty forecasting. *Nature Energy*, 8(9), Artigo 9.
- González-Eguino, M. (2015). Energy poverty: An overview. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 47, 377–385.
- Gouveia, J. P., Palma, P., & Simoes, S. G. (2019). Energy poverty vulnerability index: A multidimensional tool to identify hotspots for local action. *Energy Reports*, 5, 187–201.
- Halkos, G. E., & Gkampoura, E.-C. (2021a). Coping with Energy Poverty: Measurements, Drivers, Impacts, and Solutions. *Energies*, 14(10), Artigo 10.
- Halkos, G. E., & Gkampoura, E.-C. (2021b). Evaluating the effect of economic crisis on energy poverty in Europe. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 144, 110981.
- Halkos, G. E., & Gkampoura, E.-C. (2023). Assessing Fossil Fuels and Renewables' Impact on Energy Poverty Conditions in Europe. *Energies*, 16(1), Artigo 1.
- Hearn, A. X., Mihailova, D., Schubert, I., & Sohre, A. (2022). Redefining energy vulnerability, considering the future. *Frontiers in Sustainable Cities*, 4.
- IHS Markit. (2020). *EVIEWS 12 User's Guide II* [Software].
- INE. (2023a). *Pensionistas da segurança social (N.º) por Local de residência (NUTS - 2013) e Tipo de pensão; Anual*. INE - Instituto Nacional de Estatística, Instituto de Informática.
- INE. (2023b). *População residente (N.º) por Local de residência (NUTS - 2013), Sexo e Grupo etário (Por ciclos de vida); Anual*. INE - Instituto Nacional de Estatística, Estimativas anuais da população residente.

- INE. (2023c). *Proporção da população residente em risco de pobreza ou exclusão social (Europa 2030) (%) por Local de residência (NUTS - 2013); Anual*. INE - Instituto Nacional de Estatística, Inquérito às condições de vida e rendimento.
- INE. (2024a). *Inquérito às Condições de Vida e Rendimento (ICOR)—2023*. INE - Instituto Nacional de Estatística.
- INE. (2024b). *Metainformação—Taxa de privação severa das condições da habitação (%)*. INE - Instituto Nacional de Estatística, Inquérito às condições de vida e rendimento.
- INE. (2024c). *População residente com idade entre 16 e 89 anos (Série 2021—N.º) por Local de residência (NUTS - 2013), Condição perante o trabalho e Tipologia de áreas urbanas; Anual (4)*. INE - Instituto Nacional de Estatística, Inquérito ao emprego (Séries - 2021).
- INE. (2024d). *Produto interno bruto por habitante em PPC (UE27) (Base 2016—€) por Localização geográfica (NUTS - 2013); Anual*. INE - Instituto Nacional de Estatística, Contas económicas regionais.
- INE. (2024e). *Proporção da população residente (%) por Local de residência (NUTS - 2013) e Itens de privação material e social; Anual*. INE - Instituto Nacional de Estatística, Inquérito às condições de vida e rendimento.
- INE. (2024f). *Taxa de desemprego (Série 2021—%) por Local de residência (NUTS - 2013) e Grupo etário; Anual (4)*. INE - Instituto Nacional de Estatística, Inquérito ao emprego (Séries - 2021).
- INE. (2024g). *Taxa de escolaridade do nível de ensino superior (Série 2021—%) da população residente com idade entre 25 e 64 anos por Local de residência (NUTS - 2013), Sexo e Grupo etário; Anual (4)*. INE - Instituto Nacional de Estatística, Inquérito ao emprego (Séries - 2021).
- INE. (2024h). *Taxa de privação severa das condições da habitação (%) por Local de residência (NUTS - 2013) e Tipologia de áreas urbanas; Anual*. INE - Instituto Nacional de Estatística, Inquérito às condições de vida e rendimento.
- INE. (2024i). *Taxa de sobrelotação da habitação (%) por Local de residência (NUTS - 2013) e Tipologia de áreas urbanas; Anual*. INE - Instituto Nacional de Estatística, Inquérito às condições de vida e rendimento.
- Kenny, C. (2013). *Infrastructure governance and corruption: Where next?* World Bank Publications.
- Middlemiss, L., & Gillard, R. (2015). Fuel poverty from the bottom-up: Characterising household energy vulnerability through the lived experience of the fuel poor. *Energy Research & Social Science*, 6, 146–154.
- Okushima, S. (2017). Gauging energy poverty: A multidimensional approach. *Energy*, 137, 1159–1166.
- Pordata. (2024). *Temperatura média anual do ar*. <https://www.pordata.pt/db/portugal/ambiente+de+consulta/tabela>
- Primc, K., & Slabe-Erker, R. (2020). Social policy or energy policy? Time to reconsider energy poverty policies. *Energy for Sustainable Development*, 55, 32–36.

- Rademaekers, K., Yearwood, J., Ferreira, A., Pye, S., Hamilton, I., Agnolucci, P., Grover, D., Karásek, J., & Anisimova, N. (2016). *Selecting Indicators to Measure Energy Poverty* (Tri-nomics).
- Regulamento 2018/1999. (2018). Regulamento (UE) 2018/1999 do Parlamento Europeu e do Conselho de 11 de dezembro de 2018 relativo à Governação da União da Energia e da Ação Climática. *Jornal Oficial da União Europeia*.
- Regulamento 2023/955. (2023). Regulamento (UE) 2023/955 do Parlamento Europeu e do Conselho de 10 de maio de 2023, que cria um Fundo Social para o Clima e altera o Regulamento (UE) 2021/1060. *Jornal Oficial da União Europeia*.
- Rodriguez-Alvarez, A., Llorca, M., & Jamasb, T. (2021). Alleviating energy poverty in Europe: Front-runners and laggards. *Energy Economics*, 103, 105575.
- SCE. (2024). *Estatísticas da Certificação Energética dos Edifícios*. Estatística do Sistema de Certificação Energética dos Edifícios. <https://www.sce.pt/estatisticas/>
- Simcock, N. (2020). Energia. Em A. Kobayashi (Ed.), *Enciclopédia Internacional de Geografia Humana (Segunda Edição)* (pp. 123–135). Elsevier.
- Stojilovska, A., Guyet, R., Mahoney, K., Gouveia, J. P., Castaño-Rosa, R., Živčič, L., Barbosa, R., & Tkalec, T. (2022). Energy poverty and emerging debates: Beyond the traditional triangle of energy poverty drivers. *Energy Policy*, 169, 113181.
- Thomson, H., & Snell, C. (2013). Quantifying the prevalence of fuel poverty across the European Union. *Energy Policy*, 52, 563–572.
- van Hove, W., Dalla Longa, F., & van der Zwaan, B. (2022). Identifying predictors for energy poverty in Europe using machine learning. *Energy and Buildings*, 264, 112064.
- Widuto, A. (2023). *Energy poverty in the EU*. [https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/BRIE/2022/733583/EPRS_BRI\(2022\)733583_EN.pdf](https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/BRIE/2022/733583/EPRS_BRI(2022)733583_EN.pdf)
- Zhang, T., Shi, X., Zhang, D., & Xiao, J. (2019). Socio-economic development and electricity access in developing economies: A long-run model averaging approach. *Energy Policy*, 132, 223–231.

ANEXO A: DADOS UTILIZADOS NO CÁLCULO DO IPE E RESPECTIVO RESULTADO

Tabela 15: *IA, IP e IPE por região e ano, organizados em painel*

		IA (%)	IP (%)	IPE (%)
Portugal	2018	19.4	6.6	14.7
	2019	18.9	5.8	14.1
	2020	17.4	5.4	13.0
	2021	16.4	6.9	12.9
	2022	17.5	6.1	13.3
Norte	2018	25.9	4.7	18.1
	2019	24.4	4.5	17.0
	2020	21.3	4.5	15.1
	2021	19.4	5.2	14.1
	2022	23.4	5.9	16.9
Centro	2018	17.8	5.9	13.4
	2019	17.3	5.4	12.9
	2020	14.5	4.1	10.7
	2021	13.4	5.8	10.6
	2022	14.0	4.6	10.5
AML	2018	15.2	8.9	12.9
	2019	14.6	7.3	11.9
	2020	13.6	6.6	11.0
	2021	13.7	9.1	12.0
	2022	14.3	7.6	11.8
Alentejo	2018	9.3	4.7	7.6
	2019	11.6	4.1	8.8
	2020	12.1	6.9	10.2
	2021	11.7	6.7	9.9
	2022	9.7	4.9	7.9
Algarve	2018	13.7	9.7	12.2
	2019	16.6	8.9	13.8
	2020	22.0	6.6	16.3
	2021	18.9	8.3	15.0
	2022	13.7	7.3	11.3
RAA	2018	25.6	8.6	19.3
	2019	27.1	9.2	20.5
	2020	27.0	7.6	19.8
	2021	26.5	8.0	19.7
	2022	25.9	5.1	18.2
RAM	2018	23.3	12.2	19.2
	2019	21.7	8.3	16.7
	2020	29.6	9.4	22.1
	2021	28.4	11.0	22.0
	2022	22.5	8.7	17.4

Fonte: Elaboração própria

ANEXO B: MODELO DE REGRESSÃO DE DADOS AGRUPADOS (POLS)

De modo a estimar o modelo explicativo da pobreza energética, primeiramente fez-se um estudo prévio em que se utilizou o modelo de regressão de dados agrupados (POLS - *Pooled Ordinary Least Squares*). O resultado obtido, que foi substituído posteriormente por um modelo Tobit longitudinal, encontra-se na Tabela 16.

Tabela 16: *Estimação da equação de pobreza energética, através do modelo de regressão de dados agrupados (POLS), via software Eviews*

Dependent Variable: IPE				
Method: Panel Least Squares				
Sample: 2018 2022				
Periods included: 5				
Cross-sections included: 7				
Total panel (balanced) observations: 35				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.722401	41.66375	0.041341	0.9674
PIBcap	-0.739469	0.174991	-4.225766	0.0003
PMP	0.870429	0.546665	1.592253	0.1244
DES	0.286163	0.378380	0.756284	0.4568
ESC	-0.311464	0.282974	-1.100681	0.2820
OCU	-0.776747	0.178679	-4.347174	0.0002
PES	0.172285	0.102918	1.674001	0.1071
SOB	-0.166516	0.163145	-1.020661	0.3176
MUL	0.291019	0.839822	0.346525	0.7320
URB	0.084180	0.044015	1.912532	0.0678
TMA	0.217764	0.224418	0.970349	0.3416
R-squared	0.921790	Mean dependent var	14.47834	
Adjusted R-squared	0.889203	S.D. dependent var	4.093019	
S.E. of regression	1.362409	Akaike info criterion	3.707662	
Sum squared resid	44.54777	Schwarz criterion	4.196486	
Log likelihood	-53.88409	Hannan-Quinn criter.	3.876404	
F-statistic	28.28680	Durbin-Watson stat	2.124502	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Fonte: Elaboração própria, retirado do software Eviews