

MODELAGEM COMPUTACIONAL DO IMPACTO REGIONAL NO CONSUMO DE ENERGIA RESIDENCIAL COM SISTEMAS DE GERAÇÃO FOTOVOLTAICA

COMPUTATIONAL MODELING OF REGIONAL IMPACT ON RESIDENTIAL ENERGY CONSUMPTION WITH PHOTOVOLTAIC GENERATION SYSTEMS

Marcos Moulin Valencia

moulin@iff.edu.br

IFF – Instituto Federal Fluminense

Mário Lopes Machado Júnior

mario.junior@gsuite.iff.edu.br

IFF – Instituto Federal Fluminense

Milton Erthal Junior

miltonerthal@hotmail.com

IFF – Instituto Federal Fluminense

Álvaro Gonçalves de Barros

alvarogbarros@gmail.com

IFRJ – Instituto Federal do Rio de Janeiro

Resumo: Este estudo examina o impacto da adoção de sistemas fotovoltaicos (FV) solares no consumo de energia residencial em diferentes regiões econômicas de Campos dos Goytacazes, Brasil. A pesquisa utilizou dados detalhados de faturamento de energia de fevereiro a agosto de 2022, segmentando as regiões com base nas faixas de IPTU para definir classes econômicas. Análises estatísticas, incluindo testes qui-quadrado, Mann-Whitney U, ANOVA e análise pós-hoc de Tukey, revelaram diferenças significativas no consumo de energia entre residências com e sem sistemas solares, especialmente nas regiões mais abastadas. O estudo destaca a eficiência do uso de relatórios de faturamento para identificar a adoção de energia solar de forma precoce, superando métodos tradicionais baseados em imagens de satélite. Apesar de limitações, como o curto período de coleta de dados e o foco em sistemas conectados à rede (On-Grid), os resultados ressaltam a importância de políticas públicas inclusivas que abordem desigualdades socioeconômicas na adoção da energia solar. As conclusões sugerem que a classe econômica influencia tanto a probabilidade de adoção de energia solar quanto os padrões de consumo subsequentes, evidenciando a necessidade de políticas energéticas equitativas e acessíveis.

Palavras-chave: Energia Solar, teste Mann-WhitneyU, ANOVA, teste chi-square, economia regional

Abstract. This study examines the impact of solar photovoltaic (PV) system adoption on residential energy consumption across different economic regions in Campos dos Goytacazes, Brazil. The research utilized detailed energy billing data from February to August 2022, segmenting regions by IPTU tax rates to define economic classes. Statistical analyses,

including chi-square tests, Mann-Whitney U tests, ANOVA, and Tukey's post-hoc analysis, revealed significant differences in energy consumption between households with and without solar systems, particularly in wealthier regions. The study highlights the efficiency of using billing reports to identify solar adoption early, outperforming traditional satellite image-based methods. Despite limitations such as the short data collection period and focus on On-Grid systems, the results emphasize the importance of inclusive public policies that address socioeconomic disparities in solar energy adoption. The findings suggest that economic class influences both the likelihood of adopting solar energy and subsequent consumption patterns, underscoring the need for equitable and accessible energy policies.

Keywords: solar energy, Mann-Whitney U test, ANOVA, chi-square test, economic region

1. INTRODUÇÃO

A crescente demanda por fontes de energia sustentáveis impulsiona a adoção de tecnologias como os sistemas de energia solar fotovoltaica, especialmente em ambientes residenciais. No Brasil, que possui vasto potencial para a energia solar, essa tecnologia tem se expandido principalmente em áreas urbanas. Contudo, barreiras econômicas e culturais limitam sua disseminação em regiões de menor renda, onde o custo inicial elevado e a falta de financiamento acessível representam obstáculos significativos (Papageorgiou et al., 2020).

Estudos indicam que a adoção de sistemas fotovoltaicos é mais prevalente em bairros de maior poder aquisitivo, onde os moradores têm mais capacidade financeira para investir nessa tecnologia (Garcia et al., 2023). Carvalho et al. (2019) demonstraram que, em Minas Gerais, as famílias de maior renda são as mais beneficiadas pela energia solar, destacando a necessidade de políticas públicas para democratizar o acesso. Além das barreiras econômicas, desafios culturais e informacionais, como a falta de suporte técnico adequado, também contribuem para a disparidade na adoção (Simpson e Clifton, 2015).

Estudos internacionais reforçam essas questões. Al Khafaf et al. (2022) investigaram como o armazenamento de energia em baterias pode aumentar a autossuficiência energética das residências que adotam energia solar. Wu e Lin (2022) analisaram o impacto da urbanização na China, oferecendo paralelos para o contexto brasileiro, onde a urbanização pressiona as redes elétricas, exigindo soluções sustentáveis como a energia solar. Kim e Cho (2019) complementam essa discussão ao propor modelos preditivos de consumo energético usando redes neurais CNN-LSTM, o que pode ser aplicado na previsão de consumo em residências com

energia solar. Chandarahasan e Sheeba Percis (2023) exploraram a influência do potencial de energias renováveis em grande escala na estabilidade das redes elétricas, um aspecto crucial para a integração de energia solar a rede de distribuição.

O sistema *DeepSolar* desenvolvido por Yu et al, (2018) utiliza-se de técnicas de *Machine Learning* combinado com imagens de satélite como estratégia para detecção de instalações solares e estimativa de capacidade de geração, entretanto, exige uma resolução espacial inferior a 30cm, o que só é disponível para uso público apenas em parte do território dos Estados Unidos.

A classe econômica influencia na probabilidade de um consumidor adotar energia solar? O consumo de energia residencial sofre influência após a instalação de sistema de geração fotovoltaica? Existem diferenças significativas no consumo de energia entre as diferentes classes econômicas dentro dos grupos que adotaram sistemas solar e dentre os que não adotaram? Este estudo tem como objetivo analisar a possível relação na adoção de sistemas de energia solar no consumo energético residencial em diferentes classes econômicas na cidade de Campos dos Goytacazes - RJ, além de propor um modelo de tratamento de dados baseado em faturas de energia elétrica para avaliar perfis energéticos de consumo e de geração própria.

2. METODOLOGIA

Para a realização desta pesquisa, foi utilizada uma base de dados de faturamento de energia elétrica de clientes residenciais do município de Campos dos Goytacazes. A base de dados continha um total de 1.726.234 registros de faturas de energia elétrica, compreendendo o período de fevereiro a agosto de 2022, sem filtros. As colunas incluíam informações detalhadas como referência de consumo, consumo lido (fornecido pela concessionária), consumo faturado, valor da fatura, tipo de documento, contrato, faixa de consumo, tipo de cliente e tarifa aplicada. Essas informações foram complementadas por dados fiscais obtidos do Código Tributário do Município de Campos dos Goytacazes (2017), permitindo a estratificação dos clientes com base na alíquota do Imposto Predial e Territorial Urbano (IPTU) associada aos bairros onde estes imóveis estão localizados. Com base na alíquota do IPTU, as regiões foram classificadas em cinco categorias econômicas: A [3%, 5%], B [2%, 3%], C [1%, 2%], D [0.5%, 1%] e E [0%, 0.5%]. Essa estratificação reflete a classificação

econômica das regiões e foi utilizada para analisar as diferenças no consumo energético e na adoção de sistemas de energia solar entre diferentes áreas socioeconômicas ao longo deste estudo.

2.1 Tratamento dos dados

O tratamento inicial dos dados foi realizado utilizando o *PowerQuery*, uma ferramenta dentro do *PowerBI* que permite a transformação e tratamento dos dados. Primeiramente, os dados foram importados a partir de arquivos CSV e *Excel*, onde foram organizados para facilitar as etapas subsequentes. As colunas da base de dados foram devidamente estruturadas e os cabeçalhos promovidos, garantindo que os dados fossem corretamente interpretados.

Em seguida, foi necessário isolar o nome do bairro do endereço completo. Para isso, a coluna de endereços foi dividida, separando do restante do endereço. Esta divisão foi crucial para permitir análises detalhadas baseadas na localização dos clientes. Além disso, realizou-se uma padronização e correção ortográfica dos nomes dos bairros constantes da base de dados que foi disponibilizada para garantir consistência nos dados.

Outro passo importante foi a conversão e ajuste dos tipos de dados. Colunas de texto, como endereço e nomes, foram convertidas para o formato adequado, enquanto colunas numéricas, como consumo e valores financeiros, foram ajustadas para garantir precisão nas análises. Após essa conversão, os dados foram filtrados para remover registros irrelevantes, como clientes não residenciais ou contratos cancelados, assegurando que apenas os dados pertinentes ao foco da pesquisa fossem utilizados.

Para evitar inconsistências, foram realizadas correções de erros de grafia, especialmente nos nomes dos bairros e outras colunas de texto. Finalmente, a base de dados foi enriquecida através da mesclagem com informações adicionais, como uma tabela oficial de bairros que incluía dados sobre IPTU, macrorregiões, latitudes e longitudes. Essa mesclagem foi fundamental para integrar informações geográficas e econômicas relevantes à análise.

Durante o tratamento dos dados, foi garantido que todas as informações pessoais dos clientes fossem anonimizadas, de modo que não fosse possível

identificar usuários individualmente. Todas as análises foram realizadas em conformidade com a Lei Geral de Proteção de Dados, assegurando a privacidade dos dados e o respeito aos direitos dos consumidores. Dados como nomes, endereços completos e números de contratos foram excluídos e substituídos por identificadores anônimos, garantindo que as informações tratadas e analisadas preservassem o anonimato dos clientes.

2.2 Integração com dados de bairros

Para refinar ainda mais a base de dados, foi realizada a integração de uma fonte contendo dados ajustados sobre os bairros do município. Essa integração visou garantir a precisão das informações relacionadas à localização dos clientes e suas classificações econômicas.

Essa base auxiliar para tratamento foi inicialmente ajustada, removendo colunas desnecessárias e corrigindo os tipos de dados, conforme necessário. A tabela resultante foi então mesclada com a base de dados principal, associando informações geográficas e econômicas relevantes às unidades consumidoras. Essa integração permitiu a classificação das unidades em diferentes categorias econômicas com base nas alíquotas de IPTU, o que facilitou análises segmentadas posteriores. Após os tratamentos no *PowerQuery*, a base resultou em 1.640.983 de registros.

Após a preparação dos dados no *PowerQuery*, foi necessário criar colunas calculadas no *PowerBI* para realizar verificações adicionais e categorizar as unidades consumidoras com base em regras específicas.

Uma das colunas criadas denominada "Duplicates" tinha o objetivo de identificar e remover faturas duplicadas. A lógica aplicada nesta coluna foi verificar se a mesma unidade consumidora aparecia mais de uma vez na mesma referência de tempo (mês/ano). Se houvesse mais de uma ocorrência e o consumo lido fosse zero, a fatura era marcada como "Duplicates" (Duplicada). Apenas as linhas marcadas como "Unique" (Única) foram consideradas nas análises posteriores, garantindo que cada registro fosse tratado de forma única e precisa.

2.3 Classificações

Outra coluna importante foi a "Classificação", que categorizou as unidades consumidoras com base em seu comportamento de consumo e na adoção de sistemas solares. As regras para essa classificação foram detalhadas da seguinte forma:

- **Fechado:** Unidades que apresentavam valor de fatura igual a zero ou ausente, com consumo lido menor ou igual a 1 kWh e consumo faturado igual a zero, foram classificadas como "Fechado". Isso indicava que a unidade estava provavelmente inativa durante o período de referência.
- **Mínima:** Unidades com consumo muito baixo, dentro de faixas específicas dependendo do tipo de fornecimento (monofásico, bifásico ou trifásico), foram classificadas como "Mínima". Por exemplo, um consumo lido de até 33 kWh e consumo faturado de 30 kWh para unidades monofásicas indicava um consumo mínimo.
- **Solar:** Nessa categoria foram atribuídas as unidades onde o consumo lido era maior que o consumo faturado, indicando que a unidade estava gerando parte de sua própria energia por meio de um sistema solar. Para ser classificada como "Solar", a diferença entre o consumo lido e o faturado precisava ser superior a 3 kWh, além de ser um cliente atendido em baixa tensão, ou seja, a unidade deveria ter uma tensão de fornecimento de 127 V ou 220 V.
- **Convencional:** Unidades em que o consumo lido estava muito próximo do consumo faturado, dentro de uma margem de até 3 kWh, foram classificadas como "Convencional", indicando um comportamento de consumo usual sem geração própria de energia.
- **Outro:** Unidades que não se enquadravam em nenhuma das categorias acima foram classificadas como "Outro", representando casos atípicos ou que não podiam ser claramente categorizados.

2.4 Identificação de início de operação de sistemas fotovoltaicos

Para analisar as mudanças no consumo de energia associadas à adoção de sistemas solares, foi crucial determinar o período exato em que cada cliente começou a utilizar energia solar. A partir da coluna [Classificação], foram identificados os meses em que o consumo lido superou consistentemente o consumo faturado, sinalizando a

compensação da energia excedente que foi injetada pelo sistema fotovoltaico na rede da concessionária na forma de créditos de energia. Com base nessa informação, foi criada uma coluna calculada denominada [Mês de Início Solar], que registrava o primeiro mês em que o cliente foi classificado como “Solar”. Essa coluna foi essencial para dividir o consumo em dois períodos distintos: antes e depois da adoção do sistema solar.

2.5 Comparação de consumos de energia

Para avaliar as diferenças no consumo de energia antes e depois da adoção de sistemas solares, e entre consumidores que adotaram ou não a energia solar, realizamos uma análise comparativa das médias de consumo nos diferentes grupos. Inicialmente, identificamos o [Mês de Início Solar] para cada unidade consumidora, permitindo a separação dos dados de consumo em dois períodos distintos: antes e depois da adoção do sistema solar.

Devido à rejeição da hipótese de normalidade dos dados, conforme identificado pelo teste de Shapiro-Wilk, optamos por utilizar o Teste de Mann-Whitney U para comparar os consumos de energia entre os grupos “Solar” e “Convencional”. O teste de Mann-Whitney U é uma ferramenta estatística não paramétrica adequada para comparar duas distribuições independentes sem assumir que os dados seguem uma distribuição normal. Esse teste nos permite verificar se há uma diferença significativa entre os consumos de energia de clientes que adotaram sistemas solares em comparação aos que não adotaram, dentro de cada classe econômica.

As análises foram segmentadas por classe econômica e tipo de cliente, considerando as categorias definidas previamente. O resultado dessa análise estatística será discutido nas seções seguintes, destacando as diferenças observadas entre os grupos e a interpretação dos achados.

Com a identificação do [Mês de Início Solar], duas novas medidas foram criadas para calcular o consumo médio de energia antes e depois da adoção da energia solar:

- **Consumo Médio Antes da Adoção Solar:** Esta medida calculou a média de consumo lido nos meses anteriores ao [Mês de Início Solar]. Ela ajudou a

estabelecer uma linha de base para analisar o consumo dos clientes antes da instalação do Sistema de geração fotovoltaico de energia.

- **Consumo médio após a adoção solar:** Similarmente, esta medida calculou a média de consumo lido nos meses subsequentes ao [Mês de Início Solar]. A comparação dessa medida com a anterior permitiu avaliar o impacto direto da adoção da energia solar no comportamento de consumo dos clientes.

2.6 Segmentação por classe econômica e tipo de cliente e filtros

Finalmente, para entender como esses padrões de consumo e economia variavam entre diferentes grupos, foram realizadas segmentações dos dados com base na [Classe Econômica] e no [Tipo de Cliente]. Utilizando as categorias previamente definidas, foi possível identificar se as mudanças no consumo e na economia financeira eram mais significativas em determinadas regiões do município.

A segmentação por [Tipo de Cliente], que diferenciava clientes residenciais comuns de clientes residenciais de baixa renda, ajudou a entender o impacto da adoção de energia solar em diferentes contextos socioeconômicos.

Considerando que unidades consumidoras não residenciais não foram objeto de estudo um universo de 211.158 clientes foram analisados, seguidos conforme visto na Tabela 1.

3. RESULTADOS

3.1 Análise Estatística de Associação e Comparação de Consumo de Energia

Realizamos análises estatísticas para explorar três questões centrais sobre o comportamento dos consumidores em relação à adoção de energia solar e seu impacto no consumo de energia.

3.1.1 Associação entre Classe Econômica e Adoção de Energia Solar

Para analisar se a classe econômica influencia na probabilidade de um consumidor adotar energia solar utilizamos o teste de qui-quadrado. Este teste é

apropriado para avaliar a associação entre duas variáveis categóricas. Neste caso, analisamos a associação entre a classe econômica dos bairros dos consumidores e a adoção de energia solar. A análise foi realizada utilizando uma tabela de contingência com as classes econômicas (A, B, C, D, E) como colunas e os números de clientes que não possuem e que possuem sistemas de geração de energia solar como linhas. Nossos resultados mostram uma maior tendência de clientes residenciais de bairros de classes econômica mais elevada de adotarem sistemas solares (O teste de qui-quadrado indicou um valor χ^2 de 1.257,70 com 4 graus de liberdade e um $p \ll 0,000001$), o que sugere uma associação altamente significativa entre as variáveis analisadas.

As frequências esperadas sob a hipótese nula, que assume que não haveria associação entre a classe econômica e a adoção de energia solar, foram comparadas com as frequências observadas. A Tabela 1, mostra uma discrepância significativa entre as frequências observadas e as esperadas, especialmente nas classes econômicas mais altas (A e B). Os resultados mostram que as classes A e B têm uma maior propensão à adoção de sistemas solares, com 130 e 2.192 consumidores, respectivamente, adotando energia solar, em comparação com as frequências esperadas aproximadas de 107 e 1.549. Em contraste, as classes C, D, e E apresentam uma menor adoção de energia solar, com observações mais alinhadas ou inferiores às frequências esperadas, com valores esperados de 3.044, 1.756 e 10.837 respectivamente

Classes	A	B	C	D	E
Não possuem	3.351 (96,3%)	48.250 (95,6%)	29.908 (95,2%)	17.353 (95,8%)	109.678 (98,2%)
Possuem	130 (3,7%)	2.192 (4,4%)	1.493 (4,8%)	767 (4,2%)	2.023 (1,8%)

Tabela 1 - Segmentação de clientes residenciais por classe de bairro e se possui energia solar

Fonte: produção própria através de pesquisa realizada

É importante destacar que no período avaliado, tivemos uma significativa evolução mensal de instalações, saindo de 4.677 para 5.948 clientes com registros de créditos de energia fotovoltaica. A Figura 1 mostra esta evolução.

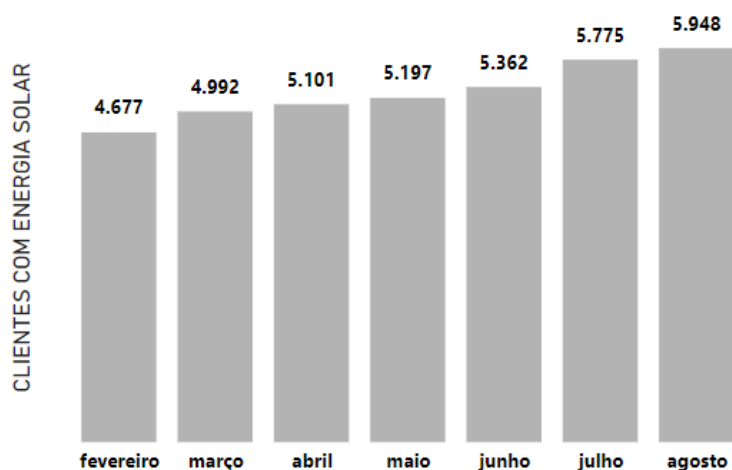


Figura 1- Evolução de clientes com energia solar entre fevereiro e agosto de 2022.

Fonte: produção própria através de pesquisa realizada

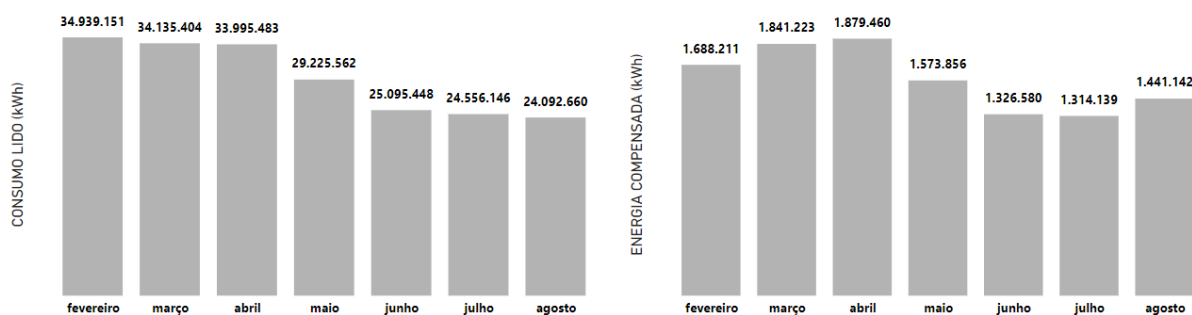


Figura 2 - Consumos lidos (esquerda) e compensados (direita) entre fevereiro a agosto de 2022.

Fonte: produção própria através de pesquisa realizada

A cidade de Campos dos Goytacazes -RJ caracteriza-se por climas quentes nas estações da primavera e verão, justificando utilização intensiva de aparelhos de refrigeração nestes períodos, já nas estações de outono e inverno o clima é ameno e apresenta poucos dias de frio, e desta forma, praticamente não há utilização de sistemas de aquecimento nas residências, em função disto, na Figura 2, identifica-se redução do consumo lido nos períodos de temperaturas mais baixas (outono/inverno) que se reflete na queda de compensação da energia gerada (utilização dos créditos de energia injetada na rede da concessionária pelos consumidores com sistemas fotovoltaicos), apesar do crescimento do número de clientes com sistemas instalados no mesmo período.

Na figura 3, revelam-se diferenças significativas no consumo de energia entre os clientes com energia solar e sem (“Convencional”). Observa-se que os bairros com perfil econômico mais elevado (A e B) que adotaram energia solar apresentam um consumo médio consideravelmente maior em comparação aos mesmos bairros que não adotaram a tecnologia. Nota-se também que, os bairros com maior número de sistemas solares adotados apresentam uma maior variabilidade no consumo, sugerindo diferentes níveis de eficiência ou uso da energia solar entre os consumidores.

Por outro lado, os bairros com menor perfil econômico (C, D e E) mantêm um consumo mais estável, tanto na categoria “Convencional” quanto na “Solar”, com uma diferença menos pronunciada entre os que adotaram ou não a energia solar. Isso pode indicar uma menor capacidade ou necessidade de aumentar o consumo após a adoção da energia solar, refletindo talvez em limitações de investimento em sistemas de maior capacidade de geração ou de padrão comportamental. Esses resultados sugerem que o impacto da energia solar varia conforme o perfil econômico dos bairros, com os bairros de maior renda possivelmente aproveitando mais os benefícios dessa tecnologia, mas também consumindo mais energia de forma geral. Observa-se que o consumo médio dos clientes com energia solar, superam os clientes que não adotam.

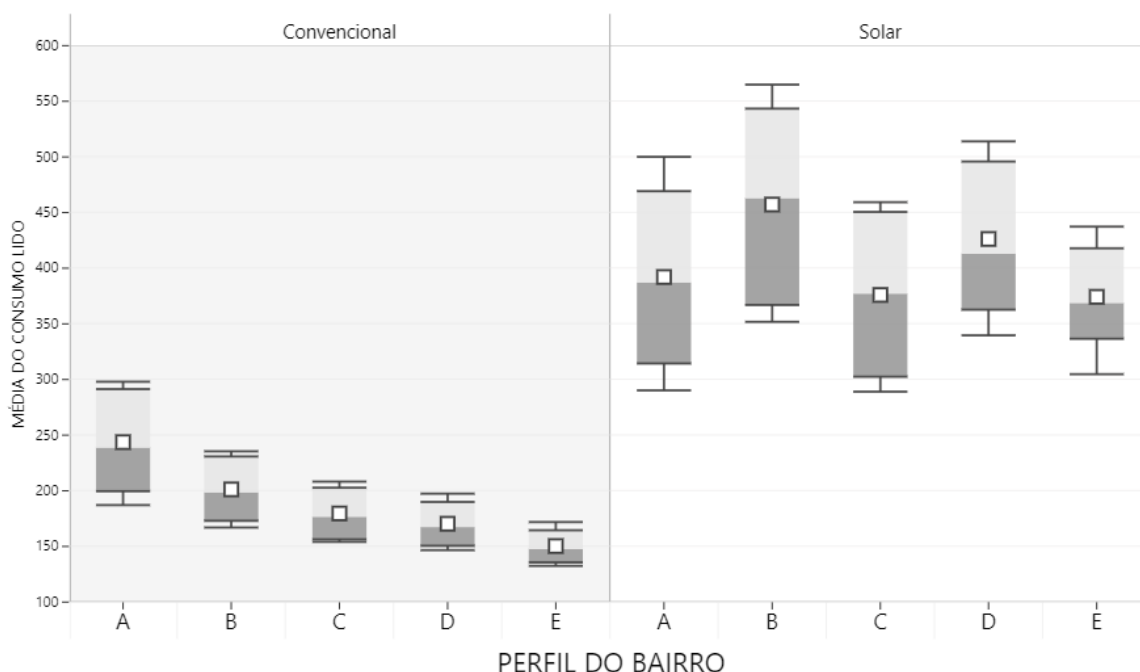


Figura 3- Avaliação da média de consumo lido por classe bairro, conforme adoção de energia solar, ao longo de 7 meses, com máximos e mínimos médios no período.

Fonte: produção própria através de pesquisa realizada

3.1.2 Comparação de Consumo de Energia entre Grupos “Convencional” e “Solar”

Para investigar se, dentro de cada classe econômica, o consumo de energia difere significativamente entre consumidores que adotaram e não adotaram energia solar, aplicamos, pela ausência de normalidade dos dados, o Teste de Mann-Whitney U.

Os resultados vistos na Tabela 2 indicam que há diferenças estatisticamente significativas no consumo de energia entre os grupos "Solar" e "Convencional" em todas as classes econômicas analisadas. Todas as classes (A, B, C, D e E) mostram diferenças significativas, refletindo um consumo superior entre aqueles que adotaram sistemas solares em comparação aos que não adotaram.

Classe Econômica	Valor U	p-Valor	Interpretação
A	8.823.280,50	$4,91 \times 10^{-80}$	Diferença significativa
B	2.581.752.608,00	0	Diferença significativa
C	1.123.532.372,50	0	Diferença significativa
D	369.841.122,50	0	Diferença significativa
E	5.284.454.526,50	0	Diferença significativa

Tabela 2 - Resultados do Teste de Mann-Whitney U por Classe Econômica

Fonte: produção própria através de pesquisa realizada

3.2.3 Análise de Variância (ANOVA) no Consumo de Energia entre Classes Econômicas

Para determinar se há diferenças significativas no consumo de energia entre as diferentes classes econômicas dentro dos grupos, realizamos uma ANOVA.

No grupo sem geração solar conclui-se que as diferenças entre as médias de consumo de energia nas diferentes classes econômicas são estatisticamente

significativas, confirmando o observado na Figura 3 (F-estatístico de 4.073,78 com um p -valor de 0.0.), assim como no grupo com energia solar também mostrou-se com diferenças significativas, (F-estatístico de 25,42 e um p -valor muito pequeno.)

3.2.4 Análise de Comparações Múltiplas - Teste de Tukey

Os resultados do teste de Tukey indicam que, apesar das diferenças observadas na ANOVA, nenhuma das comparações entre as classes econômicas apresentou diferença estatisticamente significativa no consumo de energia, onde obtivemos resultado Sem Diferença Significativa (SDS).

Grupo 1	Grupo 2	Diferença da Média	p -Valor Ajustado	Alto	Baixo	Resultado
A	B	-240,96	0,9871	1.711,94	1.230,03	SDS
A	C	-370,93	0,9350	1.812,20	1.070,33	SDS
A	D	-462,41	0,8537	1.857,91	933,091	SDS
A	E	-168,32	0,9962	1.589,43	1252,79	SDS
B	C	-129,98	0,9914	1.012,57	752,61	SDS
B	D	-221,45	0,9191	1.027,15	584,24	SDS
B	E	72,64	0,9989	-776,64	921,91	SDS
C	D	-91,48	0,9958	-841,54	658,58	SDS
C	E	202,61	0,9376	-594,08	999,30	SDS
D	E	294,09	0,7263	-416,46	1.004,64	SDS

Tabela 3 - Resultados do Teste de Comparações Múltiplas de Tukey para Consumo de Energia entre Classes Econômicas

Fonte: produção própria através de pesquisa realizada

4. DISCUSSÃO

Este trabalho propôs uma metodologia original para a identificação de clientes residenciais que adotaram sistemas de geração fotovoltaicos, baseada na análise de dados de consumo de faturas de energia. A estratégia utilizada demonstrou-se mais rápida e precisa do que métodos tradicionais, como o uso de imagens de satélite e *Machine Learning*, que dependem de atualizações anuais e de alta resolução. Nossa abordagem permitiu a detecção de novos sistemas solares no primeiro mês subsequente à homologação, o que é essencial para monitorar em tempo real as mudanças no cenário de geração distribuída.

Os resultados da análise de qui-quadrado confirmaram que consumidores das classes econômicas mais altas (A e B) têm uma propensão significativamente maior a adotar energia solar. Este achado corrobora o estudo de Carvalho et al. (2019), que também observou que a adoção de tecnologias solares é mais viável entre as famílias de maior renda. A análise ANOVA indicou diferenças estatisticamente significativas no consumo de energia entre as diferentes classes econômicas, tanto para consumidores que adotaram sistemas solares quanto para aqueles que não adotaram. Embora o teste de Tukey não tenha encontrado diferenças significativas nas comparações diretas entre classes específicas, ele reforçou a robustez das diferenças gerais identificadas pela ANOVA.

Além disso, foi observado que, após a instalação de sistemas solares, o consumo de energia tende a aumentar, especialmente entre consumidores das classes econômicas mais altas. Esse aumento no consumo pode ser interpretado como uma melhoria na qualidade de vida, dado que a geração própria de energia reduz os custos diretos com eletricidade, permitindo um uso mais liberal de aparelhos elétricos. Esse comportamento é consistente com o estudo de Carvalho et al. (2019), que indicou que a adoção de tecnologias solares, além de viável, tem um impacto econômico significativo entre as famílias de maior renda. No grupo "Convencional", as classes econômicas mais altas apresentaram maior consumo de energia, como esperado devido à maior capacidade de aquisição de bens que demandam eletricidade. Já no grupo "Solar", as diferenças entre as classes econômicas foram menores, sugerindo que a adoção de energia solar influencia o consumo de forma complexa e dependente do contexto socioeconômico.

Esses resultados são consistentes com a análise gráfica e as demais análises estatísticas realizadas, que indicaram que, independentemente da classe econômica,

a adoção de sistemas solares está associada a um padrão de consumo de energia distinto. No entanto, as menores diferenças identificadas pelo teste de Tukey indicam que, dentro de cada classe econômica, o consumo de energia dos consumidores solares tende a convergir para um padrão similar, possivelmente refletindo um comportamento de consumo mais homogêneo após a adoção da tecnologia solar.

5. CONCLUSÃO

Este estudo demonstrou que a adoção de sistemas de energia solar está associada a um aumento significativo no consumo de energia elétrica entre os consumidores residenciais, especialmente nas regiões de perfil econômico mais elevado. A análise ANOVA confirmou que a classe econômica tem um impacto significativo no consumo de energia, e o teste de Tukey, embora não tenha encontrado diferenças significativas entre classes específicas, validou a robustez das diferenças gerais identificadas.

Além disso, o estudo revelou que as classes econômicas mais baixas apresentam uma menor propensão à adoção de energia solar, destacando as barreiras financeiras e estruturais que limitam o acesso a essa tecnologia. Esses achados ressaltam a necessidade de políticas públicas que considerem as desigualdades socioeconômicas ao promover a adoção de energia solar, corroborando as conclusões do estudo de Carvalho et al. (2019), que indicou que a viabilidade econômica e os impactos positivos da adoção de tecnologias solares são mais pronunciados entre as famílias de maior renda.

No entanto, é importante reconhecer algumas limitações deste trabalho. A análise foi realizada em um período relativamente curto (fevereiro a agosto de 2022), o que pode limitar a generalização dos resultados para outras épocas do ano. Além disso, o estudo focou exclusivamente em clientes residenciais de classe B (baixa tensão) com sistemas *On Grid*, deixando de fora sistemas *Off Grid* e clientes de alta tensão, comerciais e industriais. Apesar dessas limitações, a estratégia de identificação de unidades consumidoras com sistemas fotovoltaicos, baseada em relatórios de faturas, mostrou-se eficiente, permitindo a identificação de novos sistemas no primeiro mês subsequente à homologação.

Em suma, o trabalho contribui para a compreensão de como a localização geográfica e a classe econômica influenciam a adoção de sistemas solares e o consumo de energia. Esses *insights* são valiosos para a formulação de políticas públicas que busquem democratizar o acesso à energia solar e promover a sustentabilidade energética. Trabalhos futuros poderão expandir essas análises para incluir diferentes perfis de consumidores, explorar as variações sazonais no consumo de energia e considerar a inclusão de clientes comerciais e industriais.

Deixamos essas considerações finais que refletem a complexidade do tema e a importância de continuar a investigar como diferentes fatores influenciam a adoção de tecnologias sustentáveis, contribuindo para um planejamento energético mais equitativo e eficiente.

6. BIBLIOGRAFIA

AL KHAFAT, N. et al. **Impact of battery storage on residential energy consumption: An Australian case study based on smart meter data**. Renewable Energy, v. 182, p. 390–400, jan. 2022.

CARVALHO, M. M. D.; MAGALHÃES, A. S.; DOMINGUES, E. P. **Impactos econômicos da ampliação do uso de energia solar residencial em Minas Gerais**. Nova Economia, v. 29, n. 2, p. 459–485, ago. 2019.

CHANDARAHASAN, C.; SHEEBA PERCIS, E. **The accessible large-scale renewable energy potential and its projected influence on Tamil Nadu's grid stability**. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, v. 31, n. 2, p. 609, 1 ago. 2023.

GARCIA, L. B.; ALVES FIORE, F.; CARVALHO, F. L. C. **Factors Associated with the Use of Solar Energy in Urban Households - Case Study: Municipality of São José Dos Campos**. International Journal of Energy Economics and Policy, v. 13, n. 4, p. 522–530, 9 jul. 2023.

KIM, T.-Y.; CHO, S.-B. **Predicting residential energy consumption using CNN-LSTM neural networks**. Energy, v. 182, p. 72–81, set. 2019.

Lei Complementar 4 2017 de Campos dos Goytacazes RJ. 4/2017. . 30 nov. 2017.

PAPAGEORGIOU, K. et al. **Decision-Making Process for Photovoltaic Solar Energy Sector Development using Fuzzy Cognitive Map Technique**. Energies, v. 13, n. 6, p. 1427, jan. 2020.

SIMPSON, G.; CLIFTON, J. **The emperor and the cowboys: The role of government policy and industry in the adoption of domestic solar microgeneration systems**. Energy Policy, v. 81, p. 141–151, jun. 2015.

WU, W.; LIN, Y. **The impact of rapid urbanization on residential energy consumption in China**. PLOS ONE, v. 17, n. 7, p. e0270226, 28 jul. 2022.

YU, J. et al. **DeepSolar: A Machine Learning Framework to Efficiently Construct a Solar Deployment Database in the United States**. Joule, v. 2, n. 12, p. 2605–2617, 19 dez. 2018.