

UFRRJ

**INSTITUTO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA
REGIONAL E DESENVOLVIMENTO**

DISSERTAÇÃO

**Perdas Não Técnicas no Setor Elétrico Brasileiro:
Impactos Diretos e Indiretos no PIB e no Consumo
das Famílias**

Sarah Moreira Lordelo

2022



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO ECONOMIA REGIONAL E
DESENVOLVIMENTO

PERDAS NÃO TÉCNICAS NO SETOR ELÉTRICO BRASILEIRO:
IMPACTOS DIRETOS E INDIRETOS NO PIB E NO CONSUMO DAS
FAMÍLIAS

SARAH MOREIRA LORDELO

Sob a Orientação do Professor
Joilson de Assis Cabral

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Economia Regional e Desenvolvimento**, no Programa de Pós-Graduação em Economia Regional e Desenvolvimento, Área de Concentração em Economia Regional e Desenvolvimento.

Seropédica, RJ
Agosto de 2022

Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro
Biblioteca Central / Seção de Processamento Técnico

Ficha catalográfica elaborada
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

L866p Lordelo, Sarah Moreira, 1996-
Perdas não técnicas no setor elétrico brasileiro:
impactos diretos e indiretos no PIB e no consumo das
famílias / Sarah Moreira Lordelo. - Seropédica, 2022.
73 f.: il.

Orientador: Joilson de Assis Cabral.
Dissertação (Mestrado). -- Universidade Federal Rural
do Rio de Janeiro, Programa de Pós-Graduação em
Economia Regional e Desenvolvimento, 2022.

1. Perdas não técnicas. 2. Setor elétrico
brasileiro. 3. Matriz insumo-produto. I. Cabral,
Joilson de Assis, 1984-, orient. II Universidade
Federal Rural do Rio de Janeiro. Programa de Pós
Graduação em Economia Regional e Desenvolvimento III.
Título.



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS (ICSA)
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA REGIONAL E
DESENVOLVIMENTO.**

SARAH MOREIRA LORDELO

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Economia Regional e Desenvolvimento, no Programa de Pós-Graduação em Economia Regional e Desenvolvimento-PPGER/ICSA/UFRRJ, área de Concentração em Economia Regional e Desenvolvimento.

DISSERTAÇÃO APROVADA EM 11/03/2022

Professor Dr. Joilson de Assis Cabral
UFRRJ
Presidente/Orientador

Professor Dr. Everlam Elias Montibeler
UFES
Examinador Interno

Professor Dr. Amaro Olimpio Pereira Junior
UFRJ
Examinador Externo



TERMO Nº Folha de aprovação - Sarah Moreira Lordelo/2024 - PPGER (11.39.00.14)
(Nº do Documento: 85)

(Nº do Protocolo: NÃO PROTOCOLADO)

(Assinado digitalmente em 01/04/2024 20:55)

JOILSON DE ASSIS CABRAL
PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR
DeptCEcon (12.28.01.00.00.00.09)
Matrícula: ###474#0

(Assinado digitalmente em 26/02/2024 05:19)

AMARO OLIMPIO PEREIRA JR
ASSINANTE EXTERNO
CPF: ###.###.807-##

(Assinado digitalmente em 23/02/2024 15:45)

EVERLAM ELIAS MONTIBELER
ASSINANTE EXTERNO
CPF: ###.###.177-##

Visualize o documento original em <https://sipac.ufrrj.br/documentos/> informando seu número: 85, ano: 2024, tipo:
TERMO, data de emissão: 23/02/2024 e o código de verificação: **f7191cfcbc**

AGRADECIMENTOS

Agradeço muitíssimo primeiramente ao meu orientador Prof. Dr. Joilson de Assis Cabral, pela oportunidade de ter cursado o mestrado no Programa de Economia Regional e Desenvolvimento (PPGER-UFRRJ). Sou muito grata pela confiança, desde a graduação em Ciências Econômicas na UFRRJ, e por poder dar continuidade conjuntamente a um projeto em sua área de pesquisa. Sem dúvidas, sem as suas cobranças, conselhos, preocupações e companheirismo, não estaria onde estou e com as oportunidades que tive. A minha sincera admiração pelo seu trabalho e o meu muito obrigada!

Sou profundamente grata também à coordenação do PPGER, em especial à Prof. Dra. Maria Viviana de Freitas Cabral, pelo trabalho exemplar e incansável durante toda a sua gestão. Além de ser uma pesquisadora e professora de excelência, seu empenho, dedicação e carinho com todos os alunos a faz ser uma mulher digna de admiração para mim.

Obrigada também a todos os professores do PPGER pelos ensinamentos e pela competência. Além de tudo, agradeço o companheirismo e paciência que tiveram com a primeira turma de mestrado.

Meu muito obrigada a minha família, especialmente aos meus queridos pais Nilce e José e a minha grande amiga e irmã Deborah, que me deram a base e o suporte para ter chegado até aqui.

Não poderia deixar de agradecer à banca de dissertação, ao Prof. Dr. Everlam Elias Montibeler e ao Prof. Dr. Amaro Pereira, pela disponibilidade e contribuições a esse trabalho.

Agradeço imensamente à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (Capes) e ao Conselho Nacional de Pesquisa (CNPq) pelo apoio financeiro para realizar o presente trabalho.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001. This study was financed in part by the Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Finance Code 001.

RESUMO

LORDELO, Sarah Moreira. **Perdas Não Técnicas no Setor Elétrico Brasileiro: Impactos Diretos e Indiretos no PIB e no Consumo das Famílias**. 2022. 72 p. Dissertação (Mestrado em Economia Regional e Desenvolvimento). Instituto de Ciências Sociais Aplicadas, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ. 2021.

Os processos de transmissão e distribuição de eletricidade geram perdas de energia que impactam no funcionamento eficiente dos sistemas elétricos. As perdas totais de energia se subdividem em perdas técnicas e não técnicas. As perdas técnicas ocorrem naturalmente devido a propriedades físicas que ocasionam a dissipação de parte da energia gerada nas linhas de transmissão e outros componentes do sistema, sendo geralmente estáveis. Já as perdas não técnicas, também chamadas de perdas comerciais, ocorrem em geral devido aos roubos de eletricidade, fraudes, erros de leitura e medidores defeituosos, sendo relacionadas com fatores socioeconômicos, à corrupção do sistema e com aspectos gerenciais das distribuidoras. A média das perdas não técnicas reais e regulatórias, ponderadas sobre o mercado de baixa tensão faturado, foi de 15,2% e 11,9%, respectivamente, no período de 2008 a 2020. Esse considerável montante de perdas ocasiona redução de receitas para as distribuidoras e torna as tarifas cada vez menos módicas. Isso acontece, pois as perdas são repassadas para os consumidores até o limite das perdas não técnicas reguladas, no momento da revisão tarifária das concessionárias. Esse repasse tem impactos diretos e indiretos para as distribuidoras, governo e os consumidores, gerando um ciclo vicioso de perdas não técnicas. Nessa perspectiva, esta dissertação tem o objetivo de mensurar os impactos diretos e indiretos dos repasses tarifários parciais das perdas não técnicas de eletricidade no mercado de baixa tensão no consumo das famílias e no Produto Interno Bruto brasileiro. Para tanto, foi utilizada a metodologia de insumo-produto e a matriz brasileira para o ano de 2015 disponibilizada pelo IBGE com o vetor do consumo das famílias desagregado por *decis* de renda. Os resultados mostraram que quando o montante referente ao custo das perdas comerciais não foi repassado para as famílias e redistribuído na cesta de consumo, gerou-se um impacto direto e indireto de R\$ 12,9 bilhões, o que representou um aumento líquido no PIB de R\$ 5,1 bilhões. Essa medida seria mais equitativa e justa, além de levar a tarifas mais módicas.

Palavras-chave: Perdas Não Técnicas; Setor Elétrico Brasileiro; Matriz Insumo-Produto.

ABSTRACT

LORDELO, Sarah Moreira. **Non-Technical Losses in the Brazilian Electricity Sector: Direct And Indirect Impacts on GDP and Household Consumption**. 72 p. Dissertation (Master's Degree in Regional Economics and Development). Institute of Applied Social Science, Federal Rural University of Rio de Janeiro, Seropédica, RJ. 2022.

Electricity transmission and distribution processes generate energy losses that impact the efficient functioning of electrical systems. Total energy losses are subdivided into technical and non-technical losses. Technical losses occur naturally due to physical properties that cause the dissipation of part of the energy generated in the transmission lines and other components of the system, being generally stable. Non-technical losses, also called commercial losses, generally occur due to electricity theft, fraud, meter reading errors and defective meters, being related to socioeconomic factors, system corruption and to managerial aspects of utilities. The average real and regulatory non-technical losses, weighted on the billed low voltage market, were 15.2% and 11.9%, respectively, in the period from 2008 to 2020. This considerable amount of losses causes a reduction of revenue for the utilities and makes the tariffs less and less reasonable. This happens because the losses are transferred to the consumers up to the limit of regulated non-technical losses, at the time of the utilities tariff review. This transfer has direct and indirect impacts for utilities, the government, and consumers, generating a vicious cycle of non-technical losses. In this perspective, this dissertation aims to measure the direct and indirect impacts on the household electricity consumption and on Brazil's Gross Domestic Product (GDP) of partial transfer of non-technical electricity losses in the low voltage market on tariff. To reach this goal, it was used the input-output methodology and the Brazilian matrix for the year 2015 provided by the IBGE with the vector of family consumption disaggregated by income deciles. The results showed that when the amount referring to the cost of commercial losses was not transferred to families and redistributed on consumption basket, it had a direct and indirect impact of BRL 12.9 billion, which represented a net impact on Brazil's GDP of BRL 5.1 billion. This measure would be more equitable and fairer, in addition to leading to more reasonable tariffs.

Keywords: Non-technical losses; Brazilian Electricity Sector; Input-output matrix.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Perdas sobre a energia injetada (2008-2020)	3
Figura 2 – Perdas Não Técnicas sobre Baixa Tensão Faturado - média ponderada pelo peso das distribuidoras (2008-2020)	4
Figura 3 - Resumo esquemático do ciclo vicioso das perdas não técnicas no setor elétrico brasileiro no âmbito das distribuidoras, consumidores e governo.	6
Figura 4 – Resumo da estrutura de análise bibliométrica.....	10
Figura 5 – Esquematização da pesquisa de palavras-chave nas bases de dados	12
Figura 6 - Número de artigos sobre o tema de perdas não técnicas nas bases de dados da Scopus e Web of Science	13
Figura 7 – Evolução da literatura de perdas não técnicas (1999-2020)	14
Figura 8 – Rede de cocitação nas bases da Scopus e WoS	18
Figura 9 – Rede de autores citados (cited authors) nas bases da Scopus e WoS	19
Figura 10 – Categorias da Web of Science (áreas de pesquisa)	20
Figura 11 – Rede de revistas mais citadas (cited journals) nas bases da Scopus e WoS	21
Figura 12 – Rede de colaboração entre países nas bases da Scopus e WoS	22
Figura 13 – Rede de palavras-chave (keyword) nas bases da Scopus e WoS.....	23
Figura 14 – Percentual do consumo de energia elétrica entre os decis de renda.....	46
Figura 15 – Peso da energia elétrica na cesta de consumo das famílias.....	47
Figura 16 - Aumento percentual do consumo das famílias decorrente do aumento da renda disponível.	48

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Dez artigos mais citados nas bases da *Scopus e WoS* 16

Tabela 2 – Países com maior número de artigos publicados nas bases da *WoS e Scopus* 22

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	1
2 ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA SOBRE PERDAS NÃO TÉCNICAS.....	9
2.1 Projeto.....	10
2.2 Procedimentos de Pesquisa	11
2.3 Organização dos Dados	12
2.4 Produção de Análises Científicas	13
3 REVISÃO DE LITERATURA.....	25
3.1 Fatores Socioeconômicos, Governamentais e Gerenciais das Perdas Não Técnicas.....	25
3.2 Revisões Bibliográficas dos Métodos de Detecção de Furto de Eletricidade.....	29
3.3 Métodos para Detecção das Perdas Não Técnicas	30
4 MATERIAL E MÉTODOS	42
4.1 Metodologia de Insumo-Produto para Mensurar os Impactos Econômicos Diretos e Indiretos das Perdas Não Técnicas de Energia Elétrica sobre o Consumo das Famílias e o PIB Brasileiro.....	42
4.2 Base de Dados.....	45
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO	46
6 CONCLUSÕES.....	50
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	52
ANEXOS	60
ANEXO A - Percentual de Perda Não Técnica sobre a Baixa Tensão por Distribuidoras...	60
ANEXO B - Setores Produtivos Brasileiros da Matriz Insumo Produto 2015 – IBGE.....	62

1 INTRODUÇÃO

O Setor Elétrico Brasileiro (SEB) é um sistema hidrotérmico complexo de dimensões continentais e pode ser considerado único no mundo devido à sua dimensão e suas características de operação (FRANCISCO, 2012). Este passou por duas grandes reformas que culminaram no atual modelo institucional do setor. A primeira reforma do SEB, iniciada em 1994, teve como principais resultados a desverticalização dos segmentos de geração, transmissão, distribuição, comercialização, privatização do setor (especialmente no segmento de distribuição) e a criação da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) (PIRES, 1999). Já a segunda reforma, implementada em 2004, teve como base três diretrizes: a universalização da oferta, a segurança do sistema e a modicidade tarifária (SOUZA e LEGY, 2010).

Esse sistema está dividido nos segmentos de geração, transmissão, distribuição e comercialização. O sistema de geração é bastante diversificado em relação às suas fontes. Neste sentido, a geração de eletricidade é oriunda de hidrelétricas, termelétricas, usinas nucleares, usinas eólicas e solares. Em 2020, a geração elétrica no país totalizou 621.219 GWh, sendo a geração hidráulica responsável pelo maior percentual de geração, com 63,9%, seguida pela eólica (9,2%), biomassa (9,0%), gás natural (8,6%), nuclear (2,3%), carvão (1,9%), solar (1,7%), derivados do petróleo (1,4%) e outras fontes (2,2%) (EPE, 2021).

O sistema de transmissão do SEB também conhecido como Sistema Interligado Nacional (SIN), é uma estrutura complexa devido à dimensão continental do Brasil, tendo como principais objetivos: i) a transmissão da energia gerada pelas usinas para os grandes centros de carga; ii) a integração entre os diversos elementos do sistema elétrico para garantir estabilidade e confiabilidade da rede; iii) a interligação entre as bacias hidrográficas e regiões com características hidrológicas heterogêneas, de modo a otimizar a geração hidrelétrica; e iv) a integração energética com os países vizinhos (EPE, 2019).

O segmento de distribuição tem como objetivo receber energia do sistema de transmissão e de geradoras de médio e pequeno porte e distribuí-la aos consumidores finais, em sua maioria, consumidores residenciais e comerciais (ABRADEE, 2019a). O segmento possui 53 concessionárias que administram as linhas de distribuição, majoritariamente de baixa e média tensão, atuando em áreas de concessão específicas que cobrem todo o território nacional, além de possuir empresas permissionárias de distribuição, que são pequenas cooperativas de eletrificação rural (ABRADEE, 2019b). As distribuidoras não definem as tarifas de eletricidade, sendo estas reguladas pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) que define o preço máximo da tarifa e os indicadores de qualidade e continuidade do serviço pelos mecanismos de revisão e os reajustes tarifários, através do regime de regulação *price cap* (ABRADEE, 2019c).

Por fim, o processo de comercialização compreende a atividade de compra e venda de energia elétrica, por um agente comercializador. No Brasil, este agente é a Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE), regulada pela ANEEL, conforme dispõe a Lei nº 9.427, de 26 de dezembro de 1996. A CCEE realiza a intermediação entre geradores, distribuidores, comercializadores e consumidores.

Tanto o processo de transmissão quanto o de distribuição causam perdas de energia, chamadas de perdas totais. As perdas totais são mensuradas pela diferença entre o montante fornecido à rede elétrica e a energia que é efetivamente entregue aos consumidores finais. Estas estão subdivididas em perdas técnicas ou não-técnicas. As perdas técnicas ocorrem de forma natural em todos os sistemas elétricos, devido a propriedades físicas que fazem com que parte da energia se dissipe nas linhas de transmissão, nos transformadores, entre outros componentes do sistema, também chamado de efeito *joule* (DEPURU, WANG e DEVABHAKTUNI, 2011a;

DAS e MCFARLANE, 2019). Essas perdas são estáveis nos sistemas elétricos e a capacidade de investir em modernização, manutenção e em melhorias tecnológicas das linhas de transmissão e nos transformadores possibilita reduzi-las (SMITH, 2004). Nesse sentido, a otimização dessas perdas envolve ferramentas de planejamento e modelagem dos sistemas elétricos e podem ser diminuídas com a substituição de equipamentos antigos e/ou com investimentos em equipamentos mais eficientes (BANDIM *et al.*, 2003, WORLD BANK, 2009).

Devido às perdas técnicas serem constantes e mensuráveis, um dos maiores desafios das empresas de transmissão e distribuição é prevenir, detectar e mitigar as perdas não técnicas (PNT), ou perdas comerciais (NAGI *et al.*, 2010). Essas, geralmente, são estimadas pela diferença entre as perdas totais e as perdas técnicas. As PNT são o montante de eletricidade consumida e não faturada ou faturada e não paga (VIEGAS *et al.*, 2017). Elas ocorrem devido ao roubo de eletricidade (conexões ilegais, desvio direto da rede elétrica), fraudes (adulterações e desvios nos medidores de eletricidade), erros na leitura, medidores defeituosos e irregularidades nas contas de eletricidade (NAVANI *et al.*, 2012; DAS e MCFARLANE, 2019). Davidson (2002) aponta que as PNT também acontecem nos sistemas de transmissão, mas estas são concentradas nas redes de distribuição de baixa tensão, sendo mais críticas, principalmente, nos setores residencial e comercial.

As perdas comerciais são relacionadas com fatores socioeconômicos, como violência, analfabetismo, falta de acesso à água, assim como é intimamente ligada à corrupção, à governança deficiente e à falta de leis mais rígidas (SMITH, 2004; URANI, FONTES e FRANCO, 2008; DEPURU *et al.*, 2010b). Envolvem também questões regionais, culturais administrativas, políticas, de infraestrutura e impactam a qualidade da energia e a segurança das redes elétricas (DEPURU *et al.*, 2013). Apesar de as perdas comerciais ocorrerem em países desenvolvidos, essas são mais latentes em países em desenvolvimento, e é uma questão que precisa ser analisada de forma multifacetada.

As perdas na transmissão e distribuição de energia são um entrave para os sistemas elétricos operarem de forma eficiente e garantirem uma qualidade na oferta de eletricidade. Por trazerem impactos negativos na receita das empresas de eletricidade, comprometem muitas vezes a segurança do sistema. Isso impede as empresas de fazerem investimentos para melhorias das linhas de transmissão, para substituir os medidores de eletricidade por equipamentos mais difíceis de serem violados (medidores inteligentes) e em métodos de detecção de fraudes e anomalias no consumo. Quando a porcentagem de perdas é elevada, podem ocorrer interrupções na oferta de eletricidade (*blackouts*), tendo como consequência, impactos econômicos e sociais.

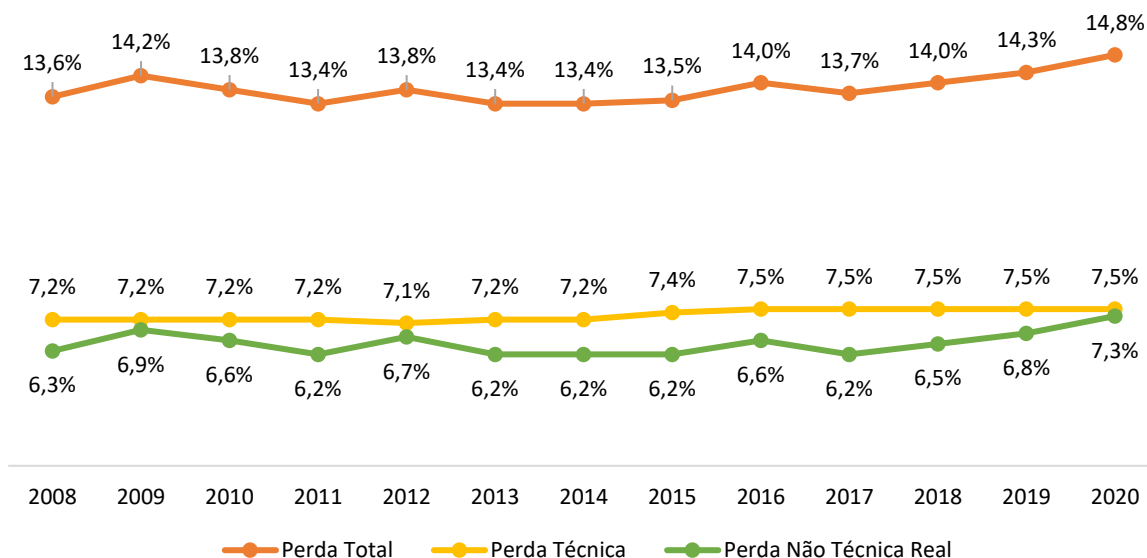
As PNT são um problema complexo tanto para países desenvolvidos como em desenvolvimento (NIZAR *et al.*, 2008; DEPURU *et al.*, 2011a). Entretanto, economias em desenvolvimento apresentam taxas mais altas de PNT, com um percentual entre 10 e 40% da injeção total de energia na rede (SMITH *et al.*, 2004).

Estima-se que as PNT causam uma perda de receita para as distribuidoras de todo o mundo de aproximadamente US\$ 96 bilhões anualmente (NORTHEAST GROUP, 2017). Observando detidamente o problema nos países, tem-se que no Brasil, para o ano de 2020, desconsiderando impostos, o custo foi de aproximadamente R\$ 8,6 bilhões (ANEEL, 2021a). Na Índia, o custo estimado das PNT é de aproximadamente US\$ 4,5 bilhões (MASSAFERRO *et al.*, 2020). Já em países como o Reino Unido e EUA, a estimativa é de perda entre US\$ 1 e 6 bilhões (NAGI *et al.*, 2011; GLAUNER *et al.*, 2017).

Observa-se, na Figura 1, que, no Brasil, as perdas técnicas e não técnicas sobre a energia injetada, entre 2008 e 2020, mantiveram-se de forma relativamente estável. As médias para esse período das perdas totais, perdas técnicas e perdas não técnicas reais foram de 13,8%, 7,3% e

6,5%, respectivamente. Entretanto, não foi observada uma tendência de diminuição nos valores dessas perdas, sendo um problema latente no SEB, mesmo após as duas reformas do setor.

Figura 1 – Perdas sobre a energia injetada (2008-2020)



Fonte: Elaboração própria a partir de ANEEL (2021a).

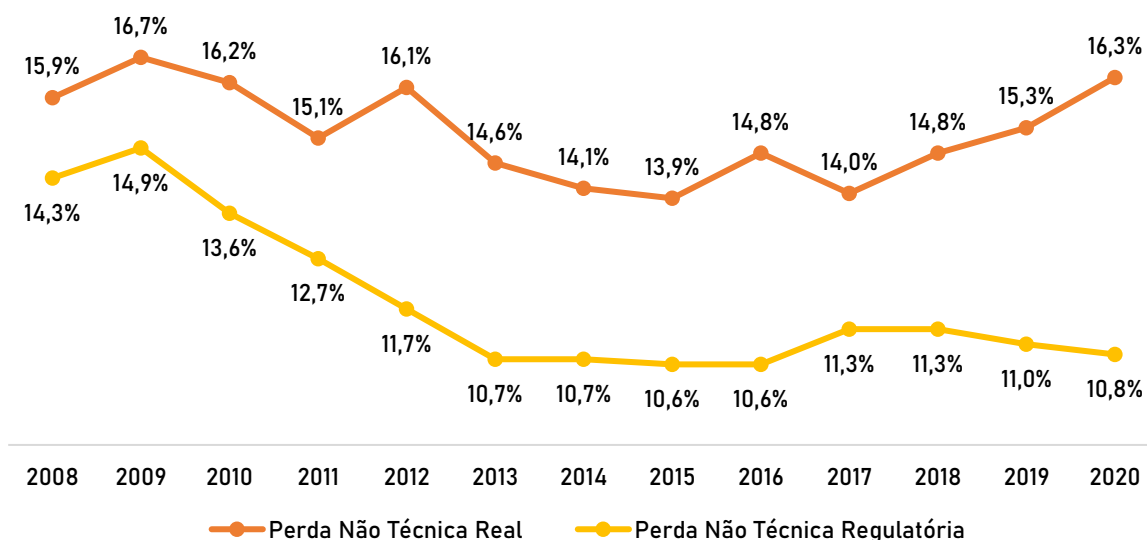
As perdas também elevam os custos da eletricidade para os consumidores regulares, além de reduzir o excedente do consumidor e impactar negativamente no bem-estar social (CAMPI, ARDERIUS, BAUTE, 2018). No Brasil, esse aspecto fica evidente com o Decreto nº 4.562, de 31 de dezembro de 2002, que determina que as parcelas de custos de transporte, as perdas totais e os encargos de conexão sejam considerados no cálculo da tarifa de eletricidade. No SEB, a tarifa de eletricidade é subdividida em duas parcelas, A e B. Na parcela A, são mensurados os chamados custos não gerenciáveis das distribuidoras, incluindo as perdas comerciais no custo de aquisição de energia (ANEEL, 2016). Já na parcela B estão inseridos os custos diretamente gerenciáveis pelas concessionárias de distribuição, ou seja, os custos determinados pelas práticas gerenciais dessas empresas (ANEEL, 2015a). Desta forma, as PNT passaram a compor a estrutura do repasse tarifário das distribuidoras nos contratos de concessão.

A responsabilidade da regulação das perdas técnicas e não técnicas é da Superintendência de Regulação dos Serviços de Distribuição – SRD (ANEEL, 2015b). A ANEEL vem focando em duas áreas para o tratamento das PNT. No âmbito da regulação, são definidos limites de PNT permitidas às distribuidoras (PNT regulatórias), prevendo o repasse tarifário dos níveis eficientes das perdas, definidos pelas melhores práticas, ou empresas *benchmarks*, e considerando também aspectos de complexidade socioeconômica das áreas de concessão (ANEEL, 2021b). A metodologia empregada para definir os níveis regulatórios das PNT é a da análise comparativa, ou *yardstick competition*. No aspecto do gerenciamento, incentiva-se as distribuidoras a se empenharem na redução das PNT através do investimento em estratégias e tecnologias, pois se o nível de PNT reais for maior que as PNT regulatórias, ela incorrerá em prejuízos ao manter esse patamar de perdas (ANGELOS *et al.*, 2011).

Como mostra a Figura 2, as perdas não técnicas regulatórias normalmente são menores que as perdas reais, visto que a ANEEL leva em consideração a eficiência das distribuidoras (ANEEL, 2021a). Além disso, esse tipo de perdas ocorre geralmente no mercado de baixa

tensão faturado. A média das perdas não técnicas reais e regulatórias ponderadas sobre o mercado de baixa tensão faturado, entre 2008 e 2020, foi de 15,2% e 11,9%, respectivamente.

Figura 2 – Perdas Não Técnicas sobre Baixa Tensão Faturado - média ponderada pelo peso das distribuidoras (2008-2020)



Fonte: Elaboração própria a partir de ANEEL (2021a).

Destaca-se que esta questão impacta as distribuidoras de forma distinta, sendo os valores das perdas muito elevados em algumas delas¹. A distribuidora que possui o maior índice de PNT real sobre a baixa tensão no Brasil é a Amazonas Energia, na região Norte, com um percentual médio de 118,3% no período entre 2008 e 2020 (Base de Perdas 2021 - ANEEL). Na região Nordeste, a Equatorial Energia Alagoas possui o maior percentual para o período, com 41,1%. Destaca-se, na região Sudeste, a Light, no Rio de Janeiro, que enfrenta problemas de fornecimento e fiscalização em áreas de severa restrição à operação da concessionária, atingindo um percentual de 45,7% de PNT. Já na região Centro-Oeste, a Energisa Mato Grosso do Sul é a distribuidora com maior PNT real, com 13,7%. Na região Sul, a Companhia Estadual de Distribuição de Energia Elétrica (CEEE), do Rio Grande do Sul, alcançou o maior percentual médio para o período, de 24,9%. Entretanto, a região possui os melhores patamares de PNT, como é o caso da Empresa Força e Luz Urussanga (EFLUL), em Santa Catarina, com um percentual médio de - 6,1%².

Observa-se que o repasse das perdas comerciais regulatórias passou a ser considerado pelas distribuidoras como uma forma de reduzir seus custos e trazer maior equilíbrio econômico-financeiro às empresas. Para a ANEEL há o interesse de minimização desses custos para garantir a modicidade tarifária, uma das diretrizes do atual modelo institucional do SEB. Entretanto, com a política tarifária de repasse de uma parte dos custos advindos das perdas aos consumidores regulares, as tarifas se tornam menos módicas. O repasse do valor das perdas à

¹ Os percentuais médios de perdas não técnicas reais e regulatórias sobre a baixa tensão por distribuidoras podem ser visualizados no Anexo A.

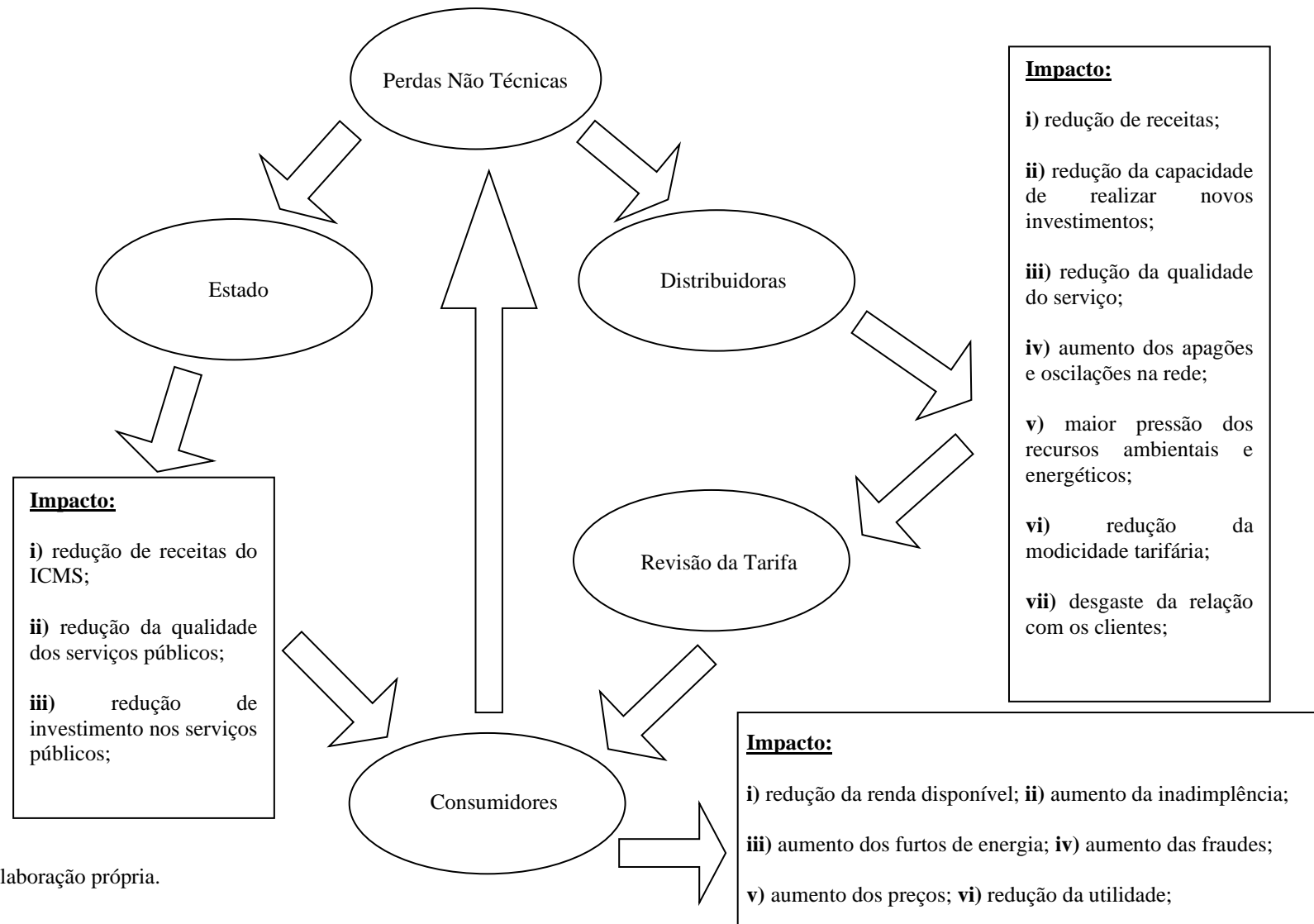
² Percentuais de perdas não técnicas negativos podem ocorrer no processo de apuração das perdas pela ANEEL, em casos de distribuidoras com nível de perdas muito baixo, pois são calculadas por uma fórmula e resultam da diferença entre o total de perdas na distribuição e as perdas técnicas. Quando isto ocorre, a PNT regulatória é considerada igual a zero, igualando-se as perdas totais às perdas técnicas (HUBACK, 2018; ANEEL, 2021b).

tarifa de eletricidade tem impactos diretos e indiretos para as distribuidoras, para o governo e para os consumidores.

Para as distribuidoras, suas receitas podem ser reduzidas visto que o repasse das perdas pode ocorrer, no máximo, até o limite das perdas reguladas pela ANEEL. Perdas superiores a este limite são custeadas pelas distribuidoras reduzindo seu faturamento. Com isso, um factível cenário de receitas menores reduz a capacidade das distribuidoras realizarem novos investimentos, afeta negativamente a qualidade da oferta, aumenta a probabilidade de apagões e oscilações nos horários de pico de carga, há desperdício de recursos ambientais e energéticos, pressão sobre os custos de expansão do sistema elétrico além de desgaste do relacionamento entre a distribuidora e os clientes (ARAUJO, 2007; DEPURU *et al.*, 2011a; LIGHT, 2013; OBAFEMI e IFERE, 2013; MESSINIS e HATZIARGYRIOU, 2018; HUBACK, 2018).

Os impactos sobre o governo e consumidores são menos discutidos pela literatura. Avalia-se uma menor arrecadação pública, pois quando as perdas comerciais aumentam, e por consequência os roubos de eletricidade, muitos consumidores se tornam irregulares e deixam de pagar as contas de energia, reduzindo a contribuição com os impostos, pois 35,6% da tarifa de energia é constituída de encargos e tributos. Com relação aos consumidores, as tarifas menos módicas reduzem a renda disponível destes para consumir outros produtos e, inclusive, a própria energia elétrica. Essa redução da renda disponível pode levar a um aumento da inadimplência, dos roubos e das fraudes pelos consumidores, o que eleva as perdas comerciais e culmina em um ciclo vicioso de aumento das perdas não técnicas. Portanto é extremamente necessário propor medidas que desfaçam esse ciclo, para que as perdas comerciais sejam reduzidas e com isso, as tarifas também sejam menores. A Figura 3 esquematiza esse ciclo para as distribuidoras, governo e consumidores.

Figura 3 - Resumo esquemático do ciclo vicioso das perdas não técnicas no setor elétrico brasileiro no âmbito das distribuidoras, consumidores e governo.



Fonte: Elaboração própria.

A literatura demonstra que há diversas barreiras para a identificação das PNT, como a vulnerabilidade na segurança dos medidores inteligentes, a negligência dos funcionários das distribuidoras, os gastos elevados de recursos e de tempo para identificar as perdas, os defeitos nos equipamentos, a ineficiência de alguns métodos de detecção e a corrupção de políticos e profissionais das empresas de distribuição (SAVIAN *et al.*, 2021).

Nesse sentido, diversos trabalhos propõem medidas para detecção e inspeção de consumidores irregulares, com o uso de algoritmos (como *random forest* e *support vector machine* - SVM) que analisam dados de consumo de eletricidade e através de *machine learning* é possível identificar prováveis padrões de consumo fraudulentos e otimizar a lista de inspeções locais para identificar e punir legalmente esses consumidores (NAGI *et al.*, 2010; NAGI *et al.*, 2011; DEPURU *et al.*, 2013; BUZAU *et al.*, 2020; LONG *et al.*, 2020; MASSAFERRO, MARTINO e FERNÁNDEZ, 2020). Com essas ferramentas, as distribuidoras podem recuperar parte do valor das perdas comerciais e atuar de forma mais eficiente no combate ao roubo de eletricidade.

Além disso, ressalta-se a importância das campanhas de conscientização da regularização do consumo, da aplicação mais rigorosa das leis, de subsidiar o consumo à determinadas classes de renda, de regularizar as conexões elétricas na agricultura e da necessidade de uma boa governança para combater a corrupção, considerada um entrave para reduzir o roubo e consequentemente as perdas não técnicas (SMITH, 2004, DEPURU *et al.*, 2010b).

Com o intuito de demonstrar a relevância da literatura de perdas não técnicas, este trabalho, através da análise bibliométrica, sistematizou as medidas de mitigação das perdas comerciais propostas na literatura, de modo a identificar os artigos mais relevantes e os autores referência sobre o assunto, apresentar as áreas de pesquisa que abordam o tema, as revistas mais relevantes, os países que mais publicam e as palavras-chave mais utilizadas, além de identificar a evolução do tema de pesquisa. A partir dessa análise, empreendeu-se uma revisão bibliográfica dos fatores que causam as perdas não técnicas e as medidas e métodos propostos para sua mitigação.

Devido à relevância do tema, tanto no âmbito nacional como internacional, este trabalho possui o objetivo de mensurar os impactos diretos e indiretos das perdas comerciais do repasse tarifário destas no consumo das famílias e no Produto Interno Bruto (PIB) brasileiro. Para alcançar o objetivo proposto, foi utilizada a metodologia de insumo-produto com o vetor do consumo das famílias desagregado por *decis* de renda. Para tanto, foi realizada a compatibilização da Pesquisa de Orçamento Familiar 2008-2009 com as contas nacionais brasileiras para o ano de 2015 organizadas na forma de matriz de insumo-produto, desagregada para 127 produtos e 67 setores produtivos. Ambas as bases são disponibilizadas pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

Sabendo que os impactos das PNT para os consumidores são pouco discutidos, a análise empreendida neste trabalho contribui para a literatura, ao mensurar o impacto das PNT do setor de baixa tensão sobre o bem-estar das famílias além do impacto setorial brasileiro de forma pioneira. A partir desta análise, é possível propor medidas de mitigação das perdas não técnicas equitativas e socialmente justas, para garantir tarifas módicas para os consumidores, assegurar práticas econômico-financeiras e ambientalmente sustentáveis para o ambiente de negócio das distribuidoras além de aumentar a arrecadação do Governo.

Além desta Introdução, a presente dissertação está estruturada da seguinte forma: A próxima seção faz uma análise bibliométrica sobre as perdas não técnicas, através das redes elaboradas pelo software *CiteSpace*. A seção seguinte realiza um levantamento bibliográfico da literatura nacional e internacional, com o intuito de sistematizar as principais publicações, evidenciar a relevância do tema, bem como mostrar a contribuição do presente trabalho para a literatura. A seção 4 especifica a metodologia de insumo-produto utilizada para mensurar os

impactos diretos e indiretos dos repasses tarifários das perdas comerciais de energia elétrica no mercado de baixa tensão sobre o consumo das famílias e no PIB brasileiro. Em seguida, a seção 5 traz os resultados deste trabalho. Por fim, cabe à última seção tecer as conclusões e implicações políticas desta dissertação.

2 ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA SOBRE PERDAS NÃO TÉCNICAS

Esta seção tem como objetivo sistematizar a literatura sobre as perdas não-técnicas de eletricidade através de uma análise bibliométrica, com vistas a destacar seus artigos mais relevantes, autores, áreas de pesquisa, revistas, países e palavras-chave, de modo a auxiliar a revisão bibliográfica desta dissertação.

A análise bibliométrica tem sido cada vez mais utilizada em diversas áreas do conhecimento para sistematizar os temas de pesquisa, demonstrando suas dinâmicas, tendências e fornecendo uma visão mais ampla do que uma simples revisão bibliográfica. A bibliometria oferece um estudo robusto da literatura utilizando métodos matemáticos e estatísticos para produzir resultados analíticos quantitativos (CRONIN, 2001; PINTO *et al.*, 2014). Por meio dessas análises é possível observar redes que conectam diversos autores e áreas do conhecimento, sendo um meio de organizar de forma sistemática a literatura existente. A metodologia permite identificar tendências emergentes de temas específicos, a identificação de teorias centrais e autores com maior produção, além de visualizar a estrutura intelectual de determinado campo de pesquisa (PINTO *et al.*, 2014).

Para empreender uma análise bibliométrica, além de definir uma boa base científica que indexe uma ampla gama de revistas e ofereça um material extenso de documentos e referências, é necessário utilizar um software adequado para elaboração das redes. Nesse sentido, esse trabalho optou por usar o software *CiteSpace* desenvolvido por Chaomei Chen. O *CiteSpace* é uma ferramenta gratuita e um aplicativo Java que permite a visualização de redes de cocitação e possibilita a análise de tendências emergentes em determinada área de pesquisa (CHEN, C., 2004; CHEN, C., 2006). Além das redes de cocitação de artigos, é possível também empreender análises em rede sobre autores, instituições, países, termos, revistas, palavras-chave e categorias (CHEN, Y. e WU, 2017).

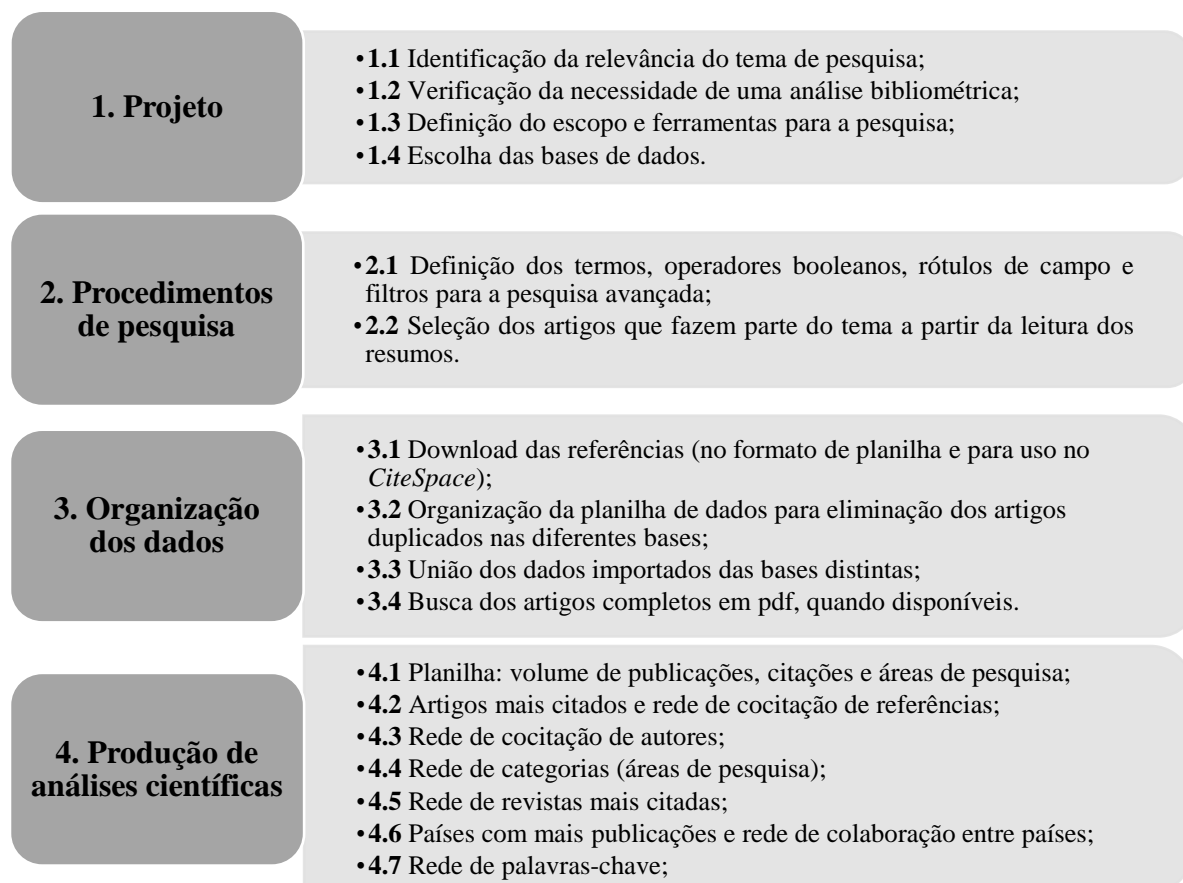
Esse trabalho, ao empreender uma análise bibliométrica sobre o tema de perdas não-técnicas, propõe-se a contribuir para a literatura de PNT, podendo ser um guia para as próximas pesquisas na temática. Entretanto, há algumas limitações nessa abordagem que devem ser apontadas. Pode haver erros na abrangência e na coleta dos dados, uma visão generalizada do campo de pesquisa, a necessidade de restrição de termos polissêmicos que podem ser errôneos, a prática comum de autocitação pelos autores, além de vieses de linguagem e nas bases científicas (HAYASHI, HAYASHI e MARTINEZ, 2008; PRADO *et al.*, 2016; MAIA *et al.*, 2019).

De forma a reduzir vieses nos procedimentos de pesquisa, foi utilizada a estrutura esquemática descrita na

Figura 4 baseada em Prado *et al.* (2016), Costa *et al.* (2017), Chain *et al.* (2018) e Maia *et al.* (2019). Esta divide os estágios da pesquisa bibliométrica, adaptando para o uso de duas bases científicas, assim como em Maia *et al.* (2019). As bases utilizadas foram a *Web of Science* da *Clarivate Analytics* e a *Scopus* da *Elsevier*, a fim de abranger um número maior de artigos. Através da

Figura 4, observa-se a separação do método em quatro estágios, cada um subdividido em outros procedimentos. O detalhamento de cada estágio de pesquisa será feito nas próximas seções, de forma a tornar mais transparente e reproduzível para futuras pesquisas.

Figura 4 – Resumo da estrutura de análise bibliométrica



Fonte: Elaboração própria baseada em Prado *et al.* (2016); Costa *et al.* (2017); Chain *et al.* (2018) e Maia *et al.* (2019).

2.1 Projeto

O primeiro estágio se refere ao planejamento da pesquisa bibliométrica. A primeira etapa (1.1) define a relevância do tema de pesquisa. Foi empreendida inicialmente uma breve revisão sobre perdas não técnicas e observado que é relativamente recente a literatura, mas tem se tornado cada vez mais pertinente o estudo, especialmente dos métodos de detecção das PNT. Como afirma Glauner *et al.* (2017), o esforço de mitigar as perdas através da detecção dos roubos, de medidores defeituosos ou até mesmo de erros de faturamento de eletricidade, tem tido um crescente interesse de pesquisadores.

A partir disso, é necessário identificar se há trabalhos que utilizaram bibliometria como forma de sistematizar a literatura sobre PNT (etapa 1.2). Como sugerido por Maia *et al.* (2019), para encontrar possíveis artigos que empreendam essa metodologia, fez-se uma pesquisa na *Web of Science* e *Scopus* utilizando os termos da busca sobre PNT (Figura 5) combinados com os seguintes: “bibliometric*”, “scientometric*”, “systematic*” e “review”. A pesquisa foi feita de forma abrangente, sem restrição de linguagem, área ou tipo de documento e, no entanto, não

retornou nenhum trabalho que utilizasse bibliometria para análise do tema. Com relação à artigos que fizeram revisões sistemáticas dos esquemas de detecção, foram encontradas algumas ocorrências que sistematizaram esses métodos, segmentando-os em grandes grupos metodológicos dentro da literatura, e artigos que fizeram um mapeamento completo do campo de pesquisa (CHAUHAN e RAJVANSI, 2013; JIANG *et al.*, 2014; VIEGAS *et al.*, 2017; AHMAD *et al.*, 2018; SAVIAN *et al.*, 2021).

Quanto ao escopo (etapa 1.3), essa dissertação pretendeu fazer uma análise bibliométrica de forma ampla sobre o tema das perdas comerciais, sem delimitação das metodologias utilizadas pelos autores, das áreas de pesquisa, país de origem e sem restrição temporal. Chen C. (2006) define dois conceitos importantes dentro da bibliometria e que são utilizados no software *CiteSpace*, quais sejam a frente de pesquisa (*research front*) e a base intelectual (*intellectual base*). A frente de pesquisa é definida como um conjunto de artigos que são ativamente citados, sendo chamada de estado da arte de determinada área e de importante compreensão dos pesquisadores para conhecer tendências emergentes ou mudanças abruptas em um campo. Já a base intelectual é o conjunto de citações e cocitações de uma frente de pesquisa, ou seja, o que é citado ou a “pegada” da frente de pesquisa na literatura.

A cocitação pode ser definida como a frequência em que dois trabalhos são citados juntos, possuindo força de cocitação dois artigos que têm muitos autores citando-os conjuntamente (SMALL, 1973). Como afirma Small (1973), a força de cocitação pode ser interpretada como uma significativa similaridade de assuntos e associação de ideias entre os trabalhos e os padrões dessas cocitações mudam à medida que os interesses do campo de pesquisa vão se modificando. Em uma rede de cocitação de documentos, os nós da rede são os artigos e seu tamanho/diâmetro é determinado pela contagem de citações, sendo maiores os nós com o maior número de citações. Os *links* entre as referências citadas são suas cocitações. A cor desses *links* mostra a primeira vez em que ambos os documentos foram cocitados e a cor dos anéis nos nós representa os anos em que os trabalhos foram citados (CHEN, C., 2006; MAIA *et al.*, 2019).

Além do *CiteSpace* foram utilizadas as planilhas disponibilizadas pelas bases da *Web of Science* e *Scopus* para elaboração de gráficos representando o número de artigos publicados e a contagem de citações ao longo dos anos, entre outras análises. Ambas as bases são amplamente utilizadas em análises bibliométricas e oferecem ampla cobertura de artigos, periódicos, além de possuírem alto número de referências citadas. Como afirma Filser *et al.* (2017), a *Scopus* possui a maior base de dados para análises bibliométricas e a *WoS* tem a maior abrangência de periódicos e ambas disponibilizam dados para uso bibliométrico. Além disso, o autor aponta que, ao utilizar as duas fontes de dados, reduz-se o risco de não incluir alguns trabalhos exclusivos nas bases, aumentando o volume de artigos para as análises. Observa-se que a *Scopus* abrange mais de 7000 editoras e possui um valor superior a 1,7 bilhões de referências citadas em sua base de dados e a *WoS* tem indexadas mais de 12.000 revistas e aproximadamente 1,9 bilhões de referências citadas (WEI, GRUBESIC e BISHOP, 2015; SCOPUS, 2021; WEB OF SCIENCE, 2021).

2.2 Procedimentos de Pesquisa

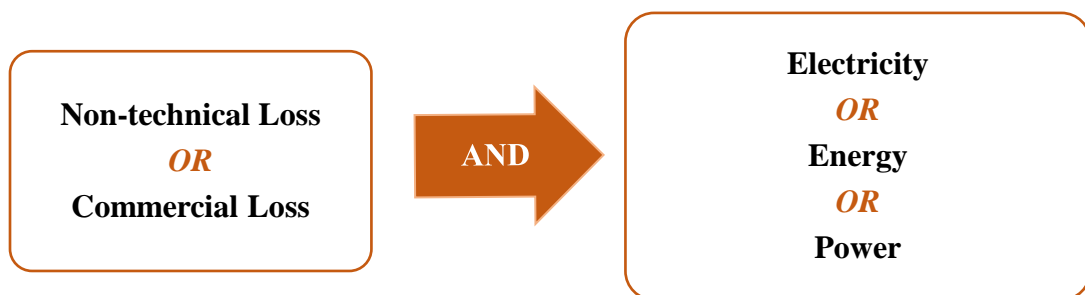
Os termos foram definidos a partir de uma revisão preliminar do tema, onde foram estabelecidas expressões que representassem as perdas não técnicas de diferentes formas na literatura (etapa 2.1). A Figura 5 demonstra como foi empreendida a pesquisa, de forma esquemática, em ambas as bases. A busca pelos artigos foi feita em agosto de 2021. Utilizaram-se os rótulos de campo TS e TITLE-ABS-KEY na *WoS* e *Scopus*, respectivamente, os quais resultam em artigos que possuem os termos procurados no título, resumo ou palavras-chave.

Foi utilizado o caractere coringa “*” para abranger plurais em algumas palavras ou diferentes sufixos. Além disso, foram usados operadores booleanos como “AND”, “OR”, “NEAR”, “W” (*within*) e “PRE” (*precedes by*). Com relação aos filtros da pesquisa, restringiu-se o tipo de documento a apenas artigos, por serem considerados publicações definitivas. Não foi aplicado nenhum filtro para restrição de linguagem e área de pesquisa.

A respeito da etapa 2.2, após efetuar a pesquisa em ambas as bases, empreendeu-se a leitura de todos os resumos dos artigos encontrados para selecionar apenas os que se adequavam ao tema das PNT e adicionados às listas marcadas. Esse procedimento foi feito para garantir que não houvesse a ocorrência de trabalhos fora do objeto de pesquisa, o que comprometeria as análises.

Figura 5 – Esquematização da pesquisa de palavras-chave nas bases de dados

1ª Pesquisa



2ª Pesquisa



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Os rótulos de campo utilizados na *Web of Science* e na *Scopus* foram TS é TITLE-ABS-KEY, respectivamente, os quais correspondem à busca dos termos no título, resumo ou palavras-chave.

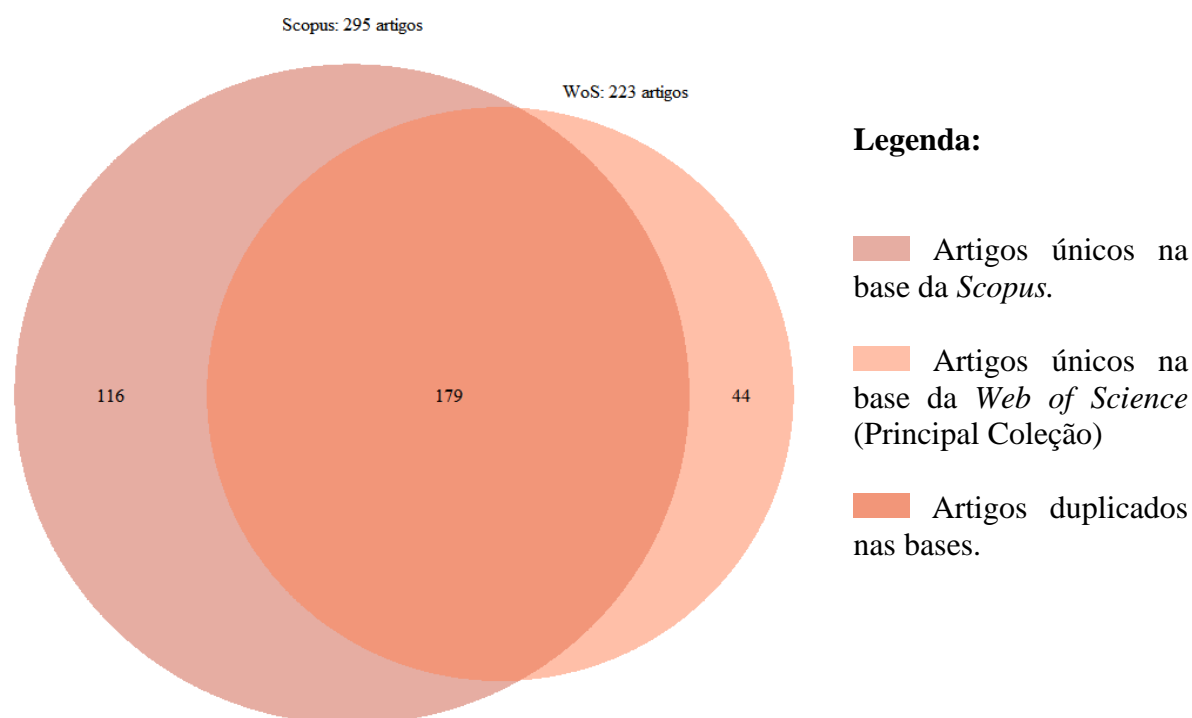
2.3 Organização dos Dados

Após a seleção dos artigos relevantes, foram baixadas as referências da *WoS* e *Scopus* nos formatos de planilha, arquivo de texto (na base da *WoS*) e RIS (na *Scopus*) para organização dos dados e uso no *CiteSpace* (etapa 3.1). Primeiramente, na planilha, os artigos foram unificados e organizados através do identificador DOI (*Digital Object Identifier*) para, dessa forma, identificar os artigos duplicados nas bases (etapa 3.2). Em seguida, depois da exclusão das referências duplicadas, as bases distintas foram unificadas para uso no *CiteSpace* (etapa 3.3).

Dessa forma, como pode ser visualizado no Diagrama de Venn da Figura 6, observa-se que as pesquisas na *WoS* e *Scopus* resultaram em 339 artigos únicos sobre perdas não técnicas. Na *Scopus* e *WoS*, antes da exclusão dos duplicados, a pesquisa resultou em 295 e 223 trabalhos, respectivamente, sendo, portanto, o maior número de ocorrências da *Scopus*. Destaca-se que as buscas na *WoS* foram feitas na Principal Coleção. Foi encontrado um valor alto de interseção entre as bases (179 artigos), entretanto a pesquisa resultou em um número considerável de artigos únicos nas bases (116 na *Scopus* e 44 na *WoS*). Observa-se que se a pesquisa fosse feita apenas na *WoS*, a base de dados teria sido reduzida em 34,2%, e se tivesse utilizado apenas a *Scopus* teria diminuído em 13,0% o volume de artigos no tema.

Quanto ao número total de citações que esses artigos receberam, foram 4.354 feitas por 1.930 artigos na *WoS* e 5.771 citações de 2.515 documentos na *Scopus*. Isso mostra a importância desses trabalhos e do tema das perdas não técnicas na literatura.

Figura 6 - Número de artigos sobre o tema de perdas não técnicas nas bases de dados da *Scopus* e *Web of Science*



Fonte: Elaboração própria utilizando o software RStudio.

Por fim, buscaram-se os artigos completos em *pdf*, quando disponíveis (etapa 3.4), para elaboração da revisão bibliográfica e para as análises dos resultados.

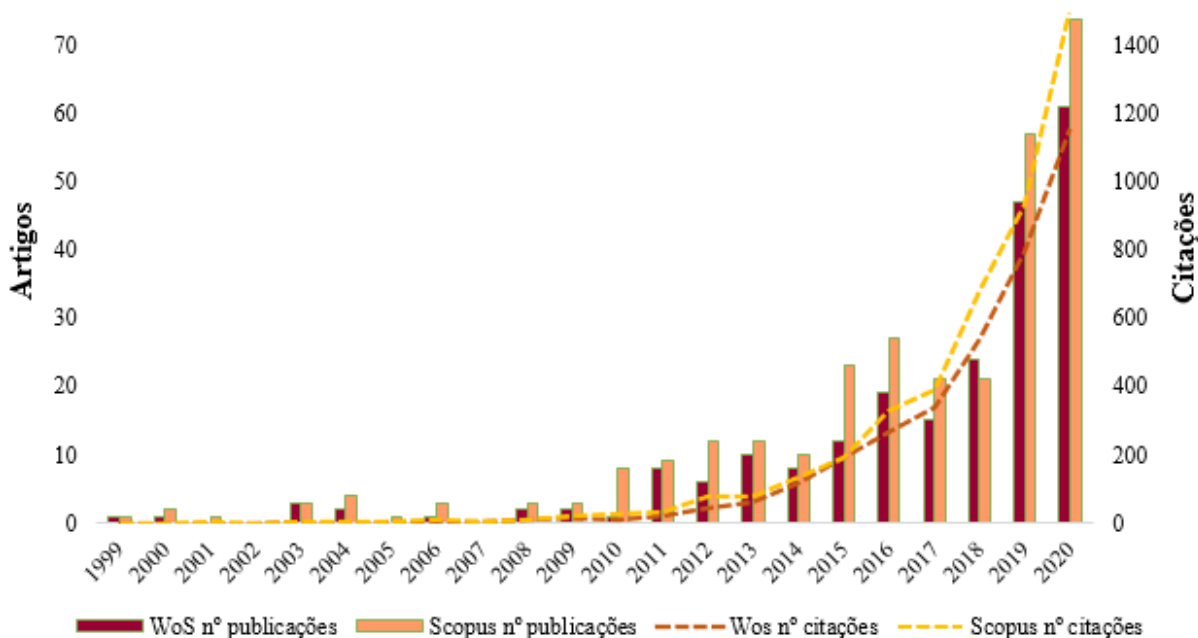
2.4 Produção de Análises Científicas

O último estágio da metodologia abrange as etapas 4.1 a 4.7. Destaca-se que a base de dados inclui artigos de 1999 a 2020. O ano inicial de 1999 foi definido, pois antes disso não havia trabalhos com alguma relevância para a literatura, ou seja, apenas artigos com zero citações, e estavam distribuídos de forma esparsa.

A Figura 7 mostra a evolução da literatura sobre perdas não técnicas no período entre 1999 e 2020. O artigo mais antigo da base é intitulado “*New method to calculate power distribution losses in an environment of high unregistered loads*” de Poveda (1999) publicado no *IEEE Power Engineering Society Transmission and Distribution Conference*. Esse artigo recebeu 14 citações na base da *Scopus* e nenhuma na *WoS*. O artigo aborda as PNT como uma importante parte das perdas na distribuição de eletricidade e utiliza um novo método para calcular essas perdas na distribuição. Para tanto, ele utiliza os perfis de carga registrados nos medidores inteligentes para o cálculo e compara a metodologia proposta com o método tradicional de cálculo de perdas. A metodologia anterior era imprecisa devido a uma alta carga de eletricidade não registrada por causa das PNT e que, portanto, não era considerada.

Apesar de abordar o tema, o artigo mais relevante e que poderia ser considerado um precursor para as futuras publicações, só viria 5 anos depois, sendo este “*Electricity theft: A comparative analysis*” de Smith (2004) com 240 citações na *Scopus* e 179 na *WoS*. Este trabalho faz uma análise comparativa do problema das perdas totais e do roubo de eletricidade para 102 países nos anos 1980 e 2000, mostrando uma correlação entre altas perdas e governança deficiente. Além disso, o autor faz uma descrição detalhada do que é definido como roubo de eletricidade, que inclui irregularidades no faturamento, fraudes e eletricidade roubada pelos consumidores.

Figura 7 – Evolução da literatura de perdas não técnicas (1999-2020)



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da *Web of Science* e *Scopus*.

Observa-se um crescimento acentuado de publicações e citações em ambas as bases nos últimos seis anos. O ano com maior número de artigos foi 2020, com 74 ocorrências na *Scopus* e 61 na *WoS* (total de 83 artigos únicos), ou seja, 75 artigos a mais do que foi publicado em

2010 (8 trabalhos), ou um crescimento de 1037,5% nesse período. Com relação à 2019, o segundo ano com mais ocorrências nas bases (67 artigos únicos), houve um aumento no volume anual de publicações de 23,9%, em comparação com 2020. O número de citações também tem crescido consideravelmente nos últimos anos. Em 2020, os artigos foram citados 1500 vezes na *Scopus* e 1149 na *WoS*, enquanto, em 2010, houve 27 citações na *Scopus* e 11 na *WoS*, evidenciando o quanto o tema tem se tornado relevante. No ano de 2019, também foi registrado um número alto de citações, sendo 932 na *Scopus* e 796 na *WoS*. Isso aponta para uma tendência de crescimento no interesse sobre PNT para os próximos anos.

Com relação aos trabalhos mais citados na literatura, a Tabela 1 mostra os 10 artigos com maior número de citações em ambas as bases. A tabela mostra o panorama geral dos artigos e contém seus respectivos títulos, autores, revista, número de citações em ambas as bases e gráficos que mostram a contagem de citações nos últimos dez anos.

O artigo com maior número de citações foi o de Jokar *et al.* (2016), totalizando 270 e 209 citações nas bases da *Scopus* e *WoS*, respectivamente. Este artigo utilizou *support vector machine* (SVM) combinado com técnicas de *clustering* para treinar dados históricos de clientes, com a finalidade de classificá-los para detecção do roubo de eletricidade. Nagi *et al.* (2010) também utilizaram a metodologia para detecção de consumidores irregulares, identificando classes de clientes para selecionar suspeitos potenciais para inspeção no local. Jindal *et al.* (2016) usaram a árvore de decisão como um classificador dos consumidores, em conjunto com o SVM. Assim como Jokar *et al.* (2016), a abordagem reduziu a taxa de falsos positivos (FPR) na detecção. Observa-se, portanto, entre os artigos mais citados na literatura, uma predominância do uso do SVM como método escolhido pelos autores, combinado ou não com outras técnicas, o que é constatado também por Jiang *et al.* (2014).







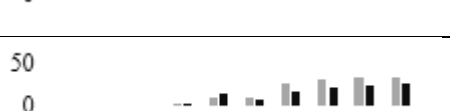
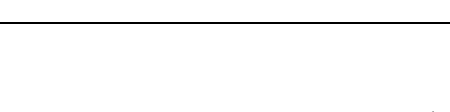
Jiang *et al.* (2014) agruparam os esquemas de detecção para a infraestrutura de medidores inteligentes (*advanced metering infrastructure* – AMI) em três categorias: as baseadas na classificação dos consumidores; baseadas na estimativa de estado (*state-based*); e baseadas em teoria dos jogos. Nesse sentido, Nizar *et al.* (2008) utilizaram uma técnica de classificação do perfil de consumo baseada em *extreme learning machine* (ELM). He, Mendis e Wei (2017) também usaram uma técnica baseada na classificação para detectar a injeção de dados falsos ou FDI (*false data injection*) especificamente para o caso de roubo de eletricidade, utilizando tecnologias de aprendizagem profunda (*deep learning*), o que possibilitou identificar ataques ao sistema elétrico em tempo real.


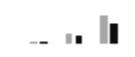
Outro trabalho baseado na classificação de perfis de consumo foi de Angelos *et al.* (2011), os quais elaboraram uma técnica computacional difusa em duas etapas. Na primeira etapa, foi utilizada uma técnica de *clustering* difusa para agrupar consumidores com perfis de consumo próximos. Logo após, com a classificação difusa, permitiu-se identificar potenciais consumidores irregulares. Zheng *et al.* (2018) propuseram um método inovador para a detecção de roubo de eletricidade baseado em redes neurais (*wide and deep convolutional neuralnetworks* - CNN), outra técnica que faz parte da categoria de detecção baseada na classificação.

Os autores que publicaram na área de economia (SMITH, 2004; DEPURU *et al.*, 2011a), ambos na revista *Energy Policy*, voltaram suas análises para os fatores econômicos e sociais que influenciam as perdas não técnicas, além de seus impactos nos sistemas elétricos de países desenvolvidos e em desenvolvimento, focando também em políticas para mitigá-las.

Percebe-se que a literatura sobre perdas comerciais está muito voltada para os esforços em detectar e reduzir o custo das perdas para as distribuidoras e consequentemente tornar mais eficientes e seguros os sistemas elétricos, especialmente nas redes elétricas inteligentes (*smart grids*). Com relação ao número de citações ao longo dos últimos dez anos para os artigos mais citados, constata-se, pelos gráficos da maioria dos trabalhos, que há de fato uma tendência de crescimento nas citações.

Tabela 1 – Dez artigos mais citados nas bases da *Scopus* e *WoS*

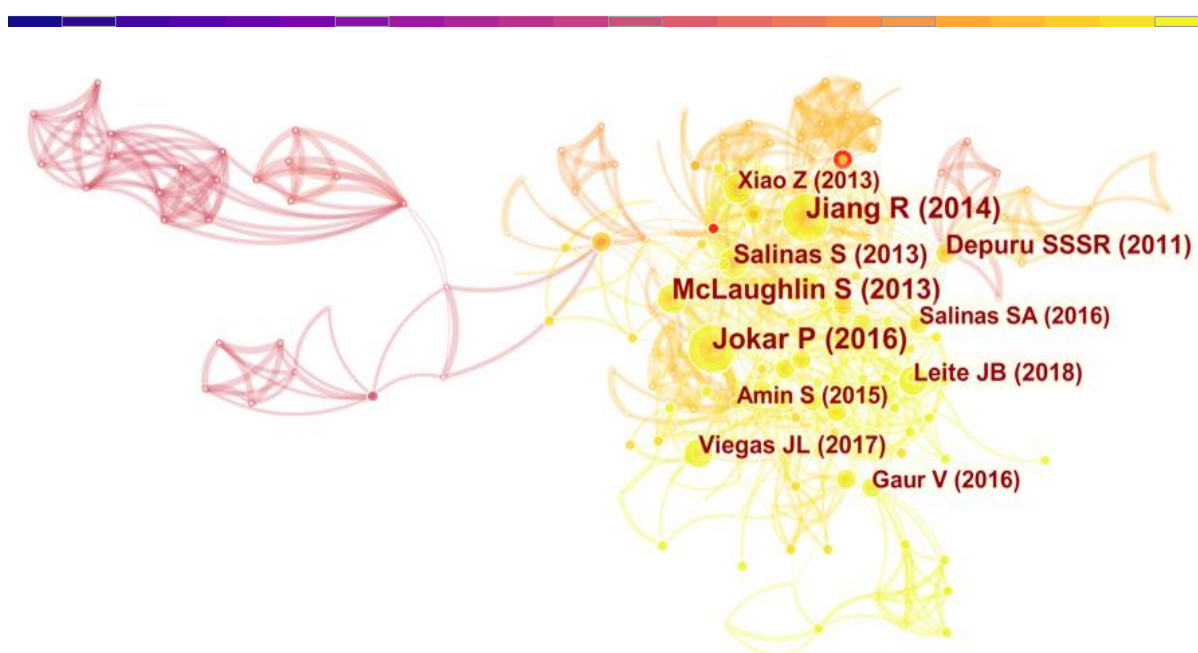
Artigo	Autor	Revista	Número de Citações		Número de citações por ano	
			<i>Scopus</i>	<i>WoS</i>	■ <i>Scopus</i>	■ <i>WoS</i>
Electricity Theft Detection in AMI Using Customers' Consumption Patterns	Jokar <i>et. al</i> (2016)	IEEE Transactions on Smart Grid	270	209		
Power utility nontechnical loss analysis with extreme learning machine method	Nizar <i>et. al</i> (2008)	IEEE Transactions on Power Systems	258	200		
Real-Time Detection of False Data Injection Attacks in Smart Grid: A Deep Learning-Based Intelligent Mechanism	He <i>et. al</i> (2017)	IEEE Transactions on Smart Grid	251	192		
Nontechnical Loss Detection for Metered Customers in Power Utility Using Support Vector Machines	Nagi <i>et. al</i> (2010)	IEEE Transactions on Power Delivery	247	179		
Electricity theft: a comparative analysis	Smith (2004)	Energy Policy	239	179		
Decision Tree and SVM-Based Data Analytics for Theft Detection in Smart Grid	Jindal <i>et. al</i> (2016)	IEEE Transactions on Industrial Informatics	182	124		
Electricity theft: Overview, issues, prevention and a smart meter based approach to control theft	Depuru <i>et. al</i> (2011a)	Energy Policy	165	125		
Energy-Theft Detection Issues for Advanced Metering Infrastructure in Smart Grid	Jiang <i>et. al</i> (2014)	Tsinghua Science and Technology	164	123		

Detection and Identification of Abnormalities in Customer Consumptions in Power Distribution Systems	Angelos <i>et. al</i> (2011)	IEEE Transactions on Power Delivery	158	115	50 0	
Wide and Deep Convolutional Neural Networks for Electricity-Theft Detection to Secure Smart Grids	Zheng <i>et. al</i> (2018)	IEEE Transactions on Industrial Informatics	154	109	100 0	

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da *Web of Science* e *Scopus*.

A rede de cocitação de documentos pode ser visualizada na Figura 8. As cores azuis e mais escuras representam os primeiros anos da base, enquanto as cores amareladas e mais claras são os anos mais recentes. A rede possui 491 documentos (nós) e 1381 *links* de cocitação com 7608 referências distintas. O maior número de nós e *links* é dos anos de 2019 e 2020 com um total de 167 nós e 501 *links* expostos para o biênio, mostrando novamente que a importância da pesquisa sobre PNT tem crescido consideravelmente nos últimos anos. Os trabalhos mais relevantes da base intelectual, em termos de citações, foram todos publicados na década de 2010. As dez referências com maior contagem de citações no *CiteSpace* são: Jiang *et al.* (2014) e Jokar *et al.* (2016), ambas com 24 citações na amostra; McLaughlin *et al.* (2013) com 20; Depuru *et al.* (2011a) e Salinas *et al.* (2013), ambas com 15; Viegas *et al.* (2017) com 14; Leite *et al.* (2018) com 13; Xiao *et al.* (2013) com 12; e Gaur e Gupta (2016) e Salinas *et al.* (2016), ambas com 11.

Figura 8 – Rede de cocitação nas bases da *Scopus* e *WoS*



Fonte: Elaboração própria utilizando o software CiteSpace 5.8.R1.

A Figura 9 mostra a rede de cocitação dos autores, evidenciando os pesquisadores de maior referência nesse campo de conhecimento. Essa rede possui 542 autores citados (nós), 2307 *links* de cocitação e 5779 referências distintas. Novamente os anos com maior número de nós e *links* são 2019 e 2020, com 272 nós e 816 *links* para o biênio. Observa-se que os trabalhos publicados por Jawad Nagi (106 citações), Soma S. S. R. Depuru (79 citações) e Paria Jokar (75 citações) foram os mais citados pela base de dados dos artigos. Em seguida, estão os autores Rong Jiang (57 citações), Thomas B. Smith (54 citações), Anisah H. Nizar e Stephen McLaughlin (ambos com 53 citações), Anish Jindal (36 citações), Patrick Glauner (35 citações) e Caio C. O. Ramos (34 citações).

Dentre os três autores mais influentes, Jawad Nagi se destacou na rede de autores mais citados devido principalmente ao seu trabalho “*Nontechnical Loss Detection for Metered Customer in Power Utility Using Support Vector Machines*” (NAGI *et al.* 2010), o qual foi uma

referência na proposição de técnicas de detecção das perdas. Ele possui um *h-index*³ de 16 na *Scopus*, e produziu outros trabalhos sobre PNT, todos com foco em métodos de detecção com uso de SVM.

Figura 9 – Rede de autores citados (*cited authors*) nas bases da *Scopus* e *WoS*



Fonte: Elaboração própria utilizando o software CiteSpace 5.8.R1.

Soma S. S. R. Depuru (*h-index* de 14) destaca-se com suas produções “*Electricity theft: Overview, issues, prevention and a smart meter based approach to control theft*” (DEPURU *et al.* 2011a) e “*Smart meters for power grid: Challenges, issues, advantages and status*” (DEPURU *et al.* 2011b), como referenciais nesse campo de pesquisa. Por fim, Paria Jokar (*h-index* de 9) tem como artigo referência para as propostas de detecção do roubo de eletricidade seu trabalho “*Electricity theft detection in AMI using customers’ consumption patterns*” (JOKAR *et al.*, 2016).

Com relação à interdisciplinaridade no campo de pesquisa sobre as perdas não técnicas, observa-se uma predominância de publicações nas áreas da Engenharia, Ciência da Computação e Energia e Combustíveis, conforme a

Figura 10 de coocorrências das categorias de pesquisa da *WoS*. A rede possui 27 categorias (nós) e 40 links. O campo da Engenharia concentra a maior parte dos artigos, com 131 trabalhos, e destacam-se publicações como Nizar *et al.* (2008), Nagi *et al.* (2010), Angelos *et al.* (2011), Jiang *et al.* (2014), Jokar *et al.* (2016) e He *et al.* (2017) dentre os mais citados da literatura.

Em seguida, a categoria Ciência da Computação, é a área mais relevante, com 54 ocorrências. Os artigos de Jiang *et al.* (2014), Jindal *et al.* (2016) e Zheng *et al.* (2018) estão

³ O índice *h* (*h-index*) mostra o número de trabalhos de um pesquisador que possui citação maior ou igual à *h*, ou seja, por exemplo, se Jawad Nagi possui um *h-index* 16, significa que este possui 16 trabalhos com pelo menos 16 citações cada (HIRSCH, 2005). O índice mede a influência geral da produção dos autores e permite comparar o impacto científico destes (HIRSCH, 2005).

inseridos nessa área do conhecimento, com forte proximidade com a Engenharia e com a área de Telecomunicações (23 trabalhos). A categoria de Energia e Combustíveis também concentra boa parte das publicações, com 49 artigos. Dentro dessa categoria estão publicações como Smith (2004) e Depuru *et al.* (2011a). Esse campo de pesquisa tem uma relação muito forte com o de Negócios e Economia (19 artigos) e com Ciências Ambientais e Ecologia (24 artigos). As demais áreas da rede têm uma menor concentração de artigos, mas demonstram as múltiplas abordagens e a interdisciplinaridade desse campo do conhecimento.

Figura 10 – Categorias da *Web of Science* (áreas de pesquisa)



Fonte: Elaboração própria utilizando o software CiteSpace 5.8.R1.

Nota: Para elaboração da rede foi utilizada apenas a base da *Web of Science*, pois é a única que disponibiliza as áreas de pesquisa dos artigos para download.

A rede das revistas mais citadas pelos artigos que abordam o tema é destacada na Figura 11. Essa rede possui 553 revistas (nós) e 1982 links com 6078 referências distintas. A revista com maior número de citações na rede foi a *IEEE Transactions on Smart Grid* com 131 citações. Seu fator de impacto (*Journal Impact Factor - JIF*)⁴ foi de 8,96, em 2020. A publicação de maior destaque na temática foi a de Jokar *et al.* (2016). Esta revista possui publicações com pesquisas originais sobre os princípios tecnológicos dos sistemas das redes inteligentes, focando, por exemplo, em AMI, sistemas ciberfísicos, entre outros (IEEE, c2021).

Em seguida, destaca-se a revista *IEEE Transactions on Power Systems*, com 119 citações na rede e o artigo de maior impacto o de Jokar *et al.* (2008). A revista é voltada para a análise, o planejamento, a parte operacional, educativa e econômica dos sistemas de geração, transmissão e distribuição para a indústria, o comércio e o consumo doméstico e possui um fator de impacto de 6,663 (IEEE, c2022a). A *IEEE Transactions on Power Delivery* é a terceira mais citada na rede, com 104 citações nos seus diferentes nós na rede. Possui como trabalho mais citado no tema de PNT o de Nagi *et al.* (2011) e um JIF de 4,131, em 2020. O escopo

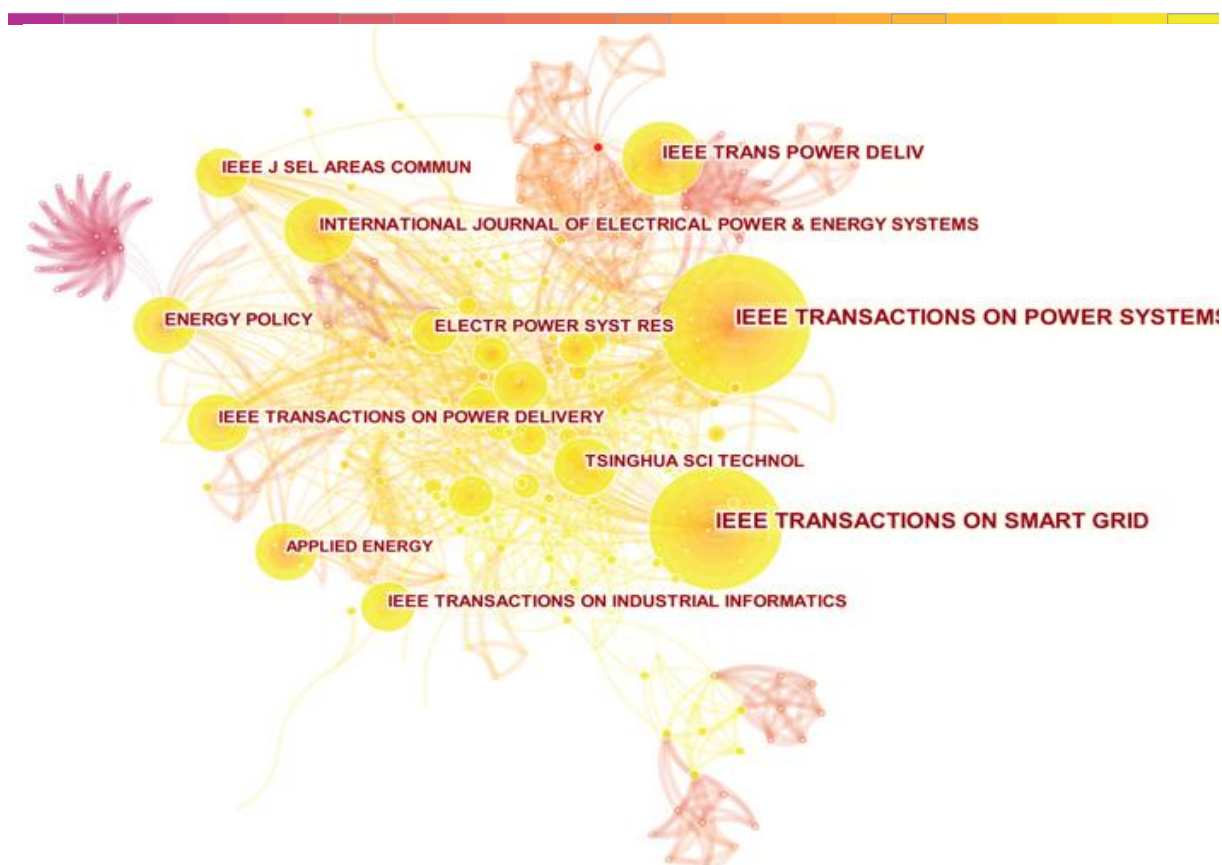
⁴ O *Journal Citation Reports* (JCR) é divulgado pela *Clarivate Analytics* e oferece ferramentas quantitativas que demonstram a influência na comunidade global de pesquisa de uma revista, através de suas métricas de citação, incluindo o *Journal Impact Factor* – JIF (CLARIVATE, c2022).

desta revista são as inovações no fornecimento de energia, com foco principal nos componentes de transmissão e distribuição de eletricidade (IEEE, c2022b).

A revista *Energy Policy* faz parte da Elsevier e é uma das mais relevantes para as publicações na temática, totalizando 50 citações na rede. Possui um JIF de 6,142 e é voltada para o estudo político, econômico, de planejamento e dos aspectos ambientais e sociais do fornecimento de energia e, portanto, perpassa por diversas áreas do conhecimento (ELSEVIER, c2021). Destaca-se a publicação de Smith (2001), como referencial para a literatura sobre o furto de eletricidade.

As demais revistas que se destacaram em contagem de citação na rede foram: a *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* (JEPE), com 44 citações; a *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, com 42 citações; a *Tsinghua Science and Technology*, com 39 citações; a *Electric Power Systems Research*, com 37 citações; a *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* (JSAC), com 36 citações; e a *Applied Energy*, com 33 citações.

Figura 11 – Rede de revistas mais citadas (*cited journals*) nas bases da *Scopus* e *WoS*



Fonte: Elaboração própria utilizando o software CiteSpace 5.8.R1.

Outra análise interessante nos trabalhos bibliométricos é identificar os países mais relevantes dentro de um campo de pesquisa, em termos de publicações e número de citações. Com relação ao volume de publicações, a Tabela 2 realça os dez países mais relevantes nas duas bases de pesquisa. Há algumas diferenças entre as bases, sendo o primeiro lugar de publicações na *WoS* os Estados Unidos da América (EUA), com 41 artigos e 894 citações, enquanto na *Scopus* o país que ocupa a primeira colocação é a China com 55 artigos e 461 citações. Em segundo, na *WoS*, está a China, com 36 artigos e 419 citações, e a Índia, na *Scopus*, com 54 publicações e 224 citações. Logo após, na *WoS* se destaca o Brasil com 30 publicações

e 424 citações e os EUA na *Scopus* com 38 publicações e 688 citações. Observa-se também a importância do tema de pesquisa, com relação a ambas as bases, em países como Paquistão, Coreia do Sul, Espanha, Malásia, Turquia, Arábia Saudita e Canadá.

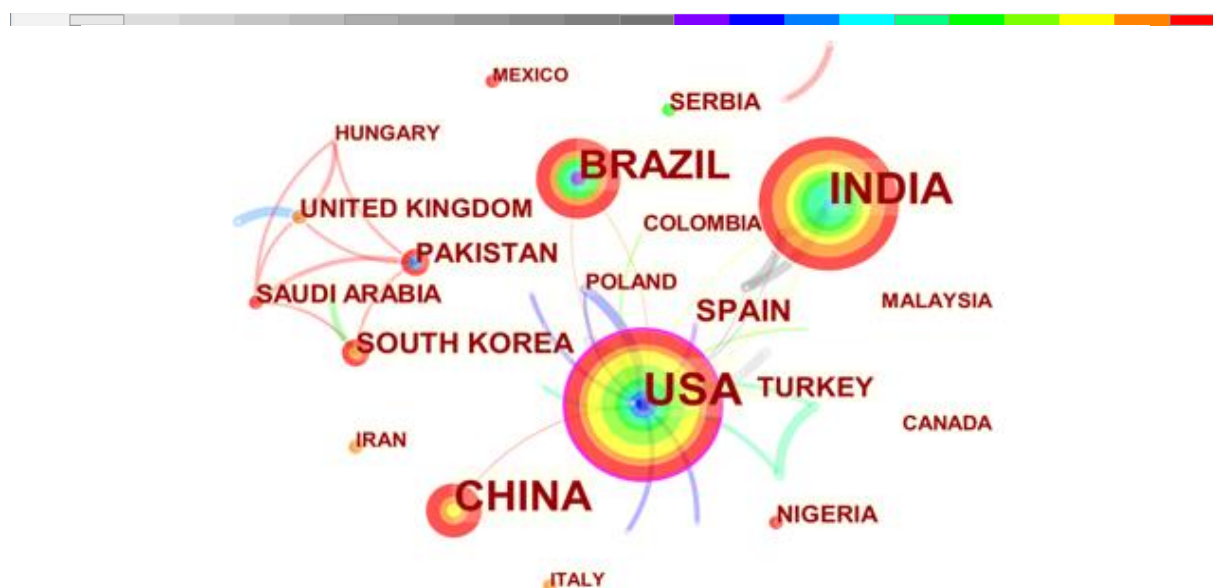
Tabela 2 – Países com maior número de artigos publicados nas bases da *WoS* e *Scopus*

<i>Web of Science</i>			<i>Scopus</i>		
País	Nº Artigos	Nº Citações	País	Nº Artigos	Nº Citações
EUA	41	894	China	55	461
China	36	419	Índia	54	224
Brasil	30	424	EUA	38	688
Índia	15	186	Brasil	32	377
Coreia do Sul	12	87	Paquistão	15	77
Paquistão	12	72	Arábia Saudita	11	47
Espanha	11	240	Malásia	10	311
Arábia Saudita	10	39	Espanha	10	185
Malásia	8	315	Coreia do Sul	10	81
Turquia	8	47	Canadá	7	415

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da *Web of Science* e *Scopus*.

De forma complementar, pode ser visualizada a rede de colaboração de autores entre os países na Figura 12 a seguir. A rede possui 108 países (nós) e 81 *links* de coautoria. A Índia foi o país com maior número de trabalhos publicados (52 artigos), baseado nos países de origem dos primeiros autores. O artigo mais citado é o de Jindal *et al.* (2016), sendo o autor vinculado à Universidade de Thapar, em Punjab. Em segundo lugar, estão os EUA com 49 artigos. Destaca-se o trabalho mais relevante de He, Mendis e Wei (2017), nos EUA, sendo os autores pertencentes à Universidade de Akron, em Ohio.

Figura 12 – Rede de colaboração entre países nas bases da *Scopus* e *WoS*



Fonte: Elaboração própria utilizando o software CiteSpace 5.8.R1.

Em seguida, destaca-se a China com 45 artigos. A publicação de destaque foi a de Jiang *et al.* (2014), sendo o autor Rong Jiang da *National University of Defense Technology*, em Hunan. Pode-se observar também, assim como na Tabela 2, a importância na rede de

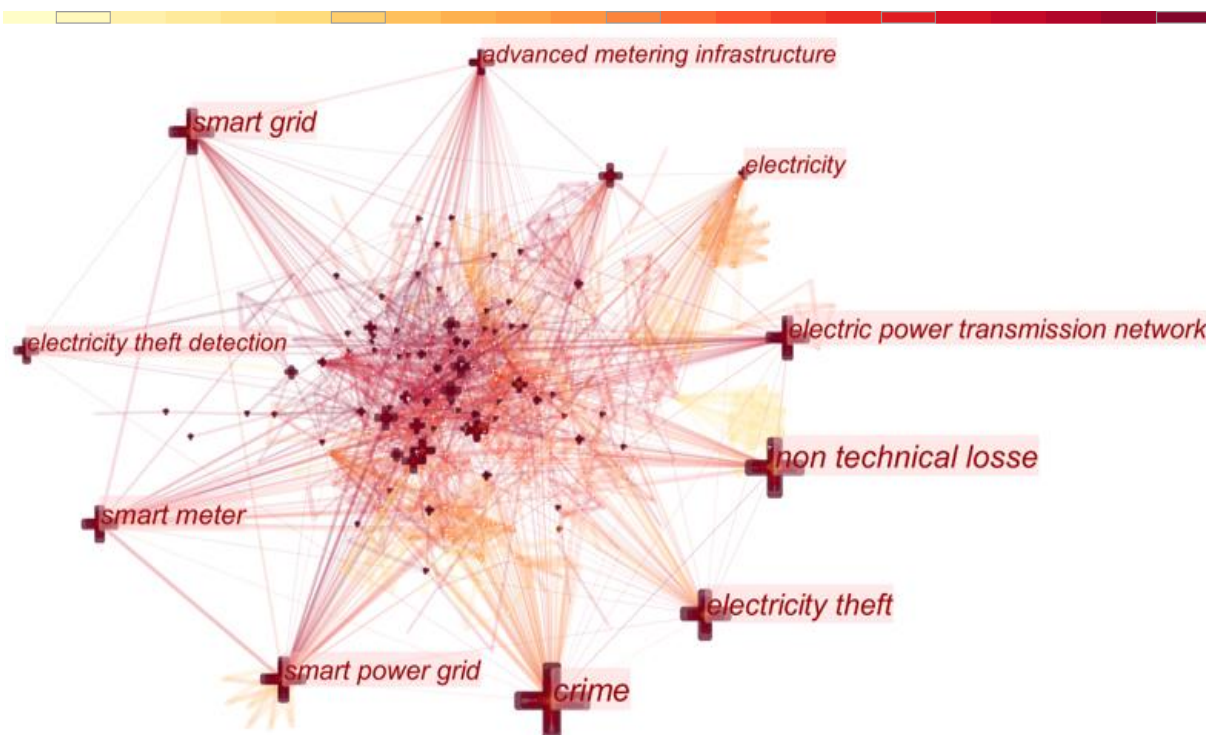
colaboração, países como o Brasil, Espanha, Coreia do Sul, Paquistão, Sérvia, Arábia Saudita, entre outros. O nó referente aos EUA possui centralidade acima de 0,1, o que é destacado no nó circundado em rosa. A espessura do círculo rosa em torno dos EUA indica que este é o país central e mais influente com relação ao domínio de conhecimento (KHAN e NIAZI, 2017).

Os resultados de alguns trabalhos bibliométricos, que sistematizaram outros campos de pesquisa, demonstraram uma predominância de publicações em países desenvolvidos como EUA, Reino Unido, Austrália, Canadá, Alemanha e França (COSTA *et al.*, 2017; KHAN e NIAZI, 2017; COSTA, CARVALHO, MOREIRA, 2018; MAIA *et al.*, 2019). Por outro lado, os artigos que abordam o tema das PNT foram publicados principalmente em países em desenvolvimento como China, Índia, Brasil, Paquistão, Arábia Saudita e Malásia.

Esse resultado está em consonância com a literatura que aponta que o problema é mais significativo nesses países, os quais possuem taxas mais elevadas de PNT, ocasionando em maiores impactos econômicos, políticos e sociais para as distribuidoras, para os governos e para a sociedade como um todo (SMITH, 2004; DEPURU *et al.*, 2011a; NAGI *et al.*, 2011; GAUR e GUPTA, 2016; SIMÕES *et al.*, 2020). Por conseguinte, há indícios de que o tema, por afligir de forma mais expressiva esses países, é mais estudado e demanda mais atenção dos pesquisadores dessas localidades. Também não se pode desconsiderar a relevância do campo para os autores estadunidenses, visto que é uma questão relevante também para países desenvolvidos. Especificamente nos EUA, as perdas na T&D representavam aproximadamente 5% da transmissão e distribuição de eletricidade, de 2015 a 2019, e uma perda anual de 6 bilhões de dólares devido às PNT (VIEGAS *et al.*, 2017; EIA, 2019).

Por fim, a Figura 13 explicita a rede das palavras-chave mais frequentes e seus *links* de coocorrência. A avaliação dos termos mais utilizados permite uma visão mais pormenorizada dos tópicos de pesquisa que os pesquisadores das PNT têm se dedicado e das terminologias mais frequentes, além da relação dessas com outras palavras-chave (CHAIN *et al.*, 2018; MAIA *et al.*, 2019). A rede possui 482 palavras-chave (nós) e 2183 *links* de coocorrência.

Figura 13 – Rede de palavras-chave (*keyword*) nas bases da *Scopus* e *WoS*



Fonte: Elaboração própria utilizando o software CiteSpace 5.8.R3.

As palavras-chave mais utilizadas pela literatura foram: “*crime*” (116 ocorrências), “*non-technical losses*” (91), “*electricity theft*” (74), “*smart grid*” (59) “*smart meter*” (51), “*electric power transmission network*” (50), “*smart power grid*” (48), “*advanced metering infrastructure*” (33), “*electricity theft detection*” (31) e “*electricity*” (29). Como esperado, as mais utilizadas são as que representam de forma mais abrangente o tema pesquisado (“*crime*”, “*non-technical losses*” e “*electricity theft*”). Essas terminologias foram utilizadas pelos trabalhos mais relevantes na temática como Smith (2004), Nizar *et al.* (2008), He, Mendis e Wei (2017).

Destaca-se ainda que os termos “*smart grid*” e “*smart meter*” foram muito utilizados, visto que os métodos de detecção usam dados dos medidores inteligentes conectados às redes inteligentes, as quais disponibilizam um grande volume dados para treinamento e análise. Esses medidores são mais avançados com relação à medição do consumo de energia, pois medem em tempo real, além de fornecer dados adicionais às distribuidoras que permitem uma maior eficiência e precisão no monitoramento dos sistemas elétricos, melhor controle de demanda e da análise da qualidade da eletricidade (DEPURU *et al.*, 2011b). Autores como Jiang *et al.* (2014) e Jokar *et al.* (2016) utilizaram essas terminologias ao abordar os problemas de segurança em AMI, utilizando a palavra-chave “*advanced metering infrastructure*”.

Pode-se observar, portanto, que a pesquisa sobre PNT possui grande potencial de crescimento nos próximos anos, com a expansão das redes inteligentes nos países. Além disso, há uma crescente preocupação com a redução das perdas não técnicas, visto que esse é um problema que impacta a receita das distribuidoras, a qualidade da oferta de eletricidade, a segurança e estabilidade dos sistemas elétricos. Ademais, afeta os consumidores com aumento dos preços, e consequente redução da renda disponível para o consumo de outros bens e serviços, *blackouts* e oscilações na rede e, adicionalmente, o governo, com a redução das receitas advindas de impostos com o pagamento das tarifas, atingindo a economia e a sociedade como um todo.

3 REVISÃO DE LITERATURA

A partir da sistematização da literatura através da análise bibliométrica, esta seção promove uma revisão da literatura nacional e internacional das perdas não técnicas de eletricidade, evidenciando os fatores que as causam e as medidas e métodos propostos para sua mitigação. Por meio desta revisão, será possível evidenciar as contribuições do presente trabalho para a literatura.

3.1 Fatores Socioeconômicos, Governamentais e Gerenciais das Perdas Não Técnicas

Smith (2004) é um dos trabalhos mais relevantes na análise do roubo de eletricidade, ao sistematizar os tipos de roubo e fazer um comparativo das perdas totais (perdas na transmissão e distribuição – T&D) entre 102 países para os anos de 1980 e 2000. Demonstrou-se que o roubo de eletricidade tem aumentado na maioria das regiões no mundo. Países com maior eficiência ou com menores perdas na T&D possuem uma cultura de boa governança, têm maior eficácia organizacional e aplicam de forma mais rigorosa as leis, sendo alguns exemplos a Finlândia, a Alemanha e o Japão. Já os países com altas perdas têm como características em comum a pobreza e as turbulências políticas e socioeconômicas, como por exemplo a Albânia, o Haiti e a Nigéria.

O autor definiu o roubo de eletricidade em quatro categorias: fraude, por meio da adulteração dos medidores; roubo, através do desvio de eletricidade por conexões clandestinas; irregularidades nas contas de energia, como o suborno de funcionários das empresas de energia; além de contas não pagas. Esta última não configura necessariamente como roubo de eletricidade, mas, quando se torna uma prática comum na população, é contabilizada nas perdas comerciais. Além disso, os resultados do trabalho mostraram que elevadas perdas estão relacionadas à países com pouca prestação de contas, instáveis politicamente, com governos pouco eficazes e muito corruptos. Dessa forma, o autor destacou a importância de uma cultura de boa governança e que a corrupção é um entrave para a redução do roubo de eletricidade. De modo a reduzir os roubos, o autor propõe para as distribuidoras a adoção de medidores de eletricidade invioláveis para dificultar a adulteração; melhorias das linhas elétricas e sistemas de monitoramento de tecnologia da informação; aprimoramento dos métodos gerenciais; ou até mesmo uma reestruturação do setor de eletricidade e da regulação do sistema, para que este opere com competitividade e eficiência.

Depuru *et al.* (2010b) também apontam algumas motivações para o roubo de eletricidade, sendo os fatores socioeconômicos os mais relevantes. Os principais seriam: preços elevados da eletricidade, aumento do desemprego, analfabetismo, situação econômica precária dos países, fraca aplicação da lei contra o roubo de eletricidade e corrupção de políticos e funcionários das distribuidoras. Os autores destacam também que além de detectar onde ocorrem os roubos, outras medidas devem ser tomadas, como: subsidiar o consumo à clientes de baixa renda para que muitos desses se tornem consumidores regulares; aplicar mais rigorosamente as leis e campanhas impedindo algumas práticas corruptas no setor; regularizar as conexões elétricas para a agricultura; além de utilizar de medidas técnicas para detectar e reduzir as perdas.

Abordando também a governança para tratar do problema das perdas não técnicas, Tasdoven, Fiedler e Garayev (2012) ressaltam duas ferramentas de governança já utilizadas na Turquia para a reforma do setor elétrico: a privatização e a regulação econômica. Com o objetivo de atingir maior eficiência na distribuição e endereçar o problema supracitado, sugerem duas ferramentas adicionais, as quais são o uso de subsídios/bolsas e de informação

pública. Através da utilização de bolsas para universidades e instituições de pesquisa, estimular-se-ia o desenvolvimento de técnicas de detecção de consumidores ilegais, aplicáveis no contexto da Turquia, identificar-se-ia o consumo ilegal por regiões, e permitir-se-ia realizar pesquisas sobre performance/eficiência das empresas de eletricidade. Ademais, a ferramenta da publicidade de informações teria o objetivo de mudar o comportamento dos consumidores, por meio da divulgação de recomendações e de informações sobre a importância do consumo regularizado, evidenciando as punições legais ao roubo de eletricidade, e da disponibilização da classificação do desempenho das empresas e das diferenças regionais das perdas. Os autores concluem que, para o atingir o processo de desregulamentação e reduzir efetivamente as perdas, é necessária uma estrutura de livre mercado e a privatização do setor.

Gaur e Gupta (2016) analisaram o problema do roubo de eletricidade na Índia, entre 2005 e 2009, observando aspectos socioeconômicos e de governança. Os resultados evidenciaram que mais corrupção, menor relação do imposto estadual com o PIB, menor eficiência na cobrança das contas de eletricidade pelas distribuidoras do estado, menos participação do setor privado na capacidade instalada, menor industrialização dos estados, maior porcentagem de pessoas abaixo da linha da pobreza, menor alfabetização e menor renda estão relacionadas com elevação do roubo de eletricidade. O valor das perdas nos estados indianos teve um alto desvio padrão, mostrando a variação de performance dos estados em combater o roubo de eletricidade e as perdas. Os autores destacam a necessidade de privatização no setor para aumentar a eficiência e impedir que políticos se beneficiem do sistema corrupto de roubo de eletricidade para ganhar votos. Apontam, ainda, a necessidade de melhoria na infraestrutura do setor elétrico, exemplificando a importância do uso de medidores inteligentes, para melhorar a qualidade da eletricidade ofertada e desencorajar os consumidores a roubarem eletricidade.

Analisando também a relação do roubo de eletricidade com a corrupção, Jamil e Ahmad (2019) utilizam um modelo de três camadas do tipo principal-agente-cliente. A corrupção foi definida como o uso de eletricidade de forma ilegal pelos consumidores (clientes) em conjunto com funcionários das distribuidoras (agentes) que recebem pagamentos extras/subornos, reduzindo as receitas das distribuidoras (principal). Os indivíduos comparam se os benefícios esperados do roubo de eletricidade são maiores que os custos associados. Dessa forma, decidem se irão roubar, para maximizar sua utilidade esperada, assumindo que os consumidores são avessos ao risco. Os resultados revelaram que salários mais eficientes e justos para os funcionários das distribuidoras aumentariam o custo esperado de ser pego. Evidenciou-se a necessidade de ajustar a tarifa de eletricidade, tendo em vista que o aumento tarifário eleva os níveis de roubo e, por conseguinte, reduz as receitas das distribuidoras. Uma maior probabilidade de detecção, através de investimento em pesquisa e técnicas de detecção, e mais punições com condenações e multas, reduziria o consumo ilegal de energia. Por fim, os autores destacaram a importância de um maior envolvimento da sociedade na denúncia dos roubos e na percepção de quanto o consumo ilegal afeta a qualidade da oferta de eletricidade e eleva seu preço.

Os trabalhos de Obafemi e Ifere (2013), Jamil (2018), Yakubu, Babu e Adjei (2018) utilizaram questionários para avaliar os principais fatores que influenciam as perdas comerciais. Obafemi e Ifere (2013) analisam o problema das perdas não técnicas na cidade Calabar, na Nigéria. A Nigéria tem grandes problemas no setor de eletricidade, pois a demanda supera a oferta e isso acarreta constantes *blackouts* de energia, comprometendo o desenvolvimento econômico do país. Os autores utilizaram uma metodologia quantitativa e qualitativa, analisando os dados mensais da distribuidora de eletricidade de Calabar sobre perdas técnicas e não técnicas e entrevistando os clientes residenciais e comerciais. O trabalho destaca a importância da mudança de comportamento do consumo, através do uso de eletrodomésticos mais econômicos, além da substituição do uso de lâmpadas incandescentes, tanto na iluminação

pública quanto nas residências, por lâmpadas fluorescentes compactas. De acordo com os autores, é importante que o órgão regulador nigeriano adote medidas em prol da eficiência e conservação energética, adote uma legislação mais rígida e punitiva, ofereça treinamentos aos funcionários das distribuidoras, entre outras sugestões para reduzir as perdas comerciais.

Jamil (2018) analisa o roubo de eletricidade nas cidades de Raulpindi e Islamabad, no Paquistão. Os autores tinham objetivado identificar os principais fatores das perdas comerciais na distribuidora *Islamabad Electric Supply Company* (IESCO). Para tanto, foram aplicados questionários para os consumidores residenciais em áreas urbanas e rurais. Os resultados revelaram que um dos grandes problemas apontados pelos entrevistados para o aumento do roubo foi a elevação da tarifa de eletricidade. Além disso, o monitoramento ruim e a corrupção generalizada do setor elétrico, incentiva os consumidores ao roubo de eletricidade. Adicionalmente, foi realizada uma regressão, estimando um modelo de percepção dos consumidores para explicar o roubo de eletricidade. Evidenciou-se que a conduta dos funcionários e o monitoramento/fiscalização impactam negativamente e as tarifas mostraram uma relação positiva com o roubo. O autor destaca que a prática de suborno nas distribuidoras é muito comum no Paquistão e o setor elétrico do país é o segundo setor mais corrupto segundo o Índice de Percepção de Corrupção Nacional da Transparência Internacional. Nesse sentido, existe a necessidade de aumentar a transparência e a prestação de contas, além de reduzir as tarifas para impactar numa diminuição do roubo de eletricidade e da corrupção.

Yakubu, Babu e Adjei (2018) analisam as perdas não técnicas na região Ashanti, em Gana. Nesta região, o nível de perdas é da ordem de 30% da energia injetada na rede, o que reduz a qualidade de suprimento de eletricidade. Um questionário foi aplicado para 1532 consumidores e, a partir dos resultados, os autores classificaram os fatores mais relevantes para o aumento do roubo de eletricidade, entre os quais: alto preço da eletricidade, qualidade baixa da energia ofertada, corrupção, fraca aplicação da lei contra o roubo, e baixo desempenho do agente regulador de Gana na defesa do interesse dos consumidores. Para os autores, medidas de redução das tarifas e melhoria na qualidade da energia são importantes para aumentar o número de consumidores participantes do mercado regular, o que reduz as PNT, maximizando a receita das companhias de eletricidade.

No Brasil, o setor elétrico é um setor-chave na economia brasileira, pois possui fortes encadeamentos para trás e para frente, tanto como demandante de insumos quanto como um grande fornecedor para as indústrias, famílias e setor exportador (MONTROYA *et al.*, 2013). Portanto, trata-se de um setor estratégico para o crescimento econômico sustentado brasileiro. Sendo assim, trabalhos que buscam verificar a importância de variáveis socioeconômicas para explicar as perdas não técnicas de eletricidade no contexto nacional devem ser considerados.

Araújo (2007) faz uma análise das variáveis setoriais e socioeconômicas que podem influenciar as perdas totais de energia elétrica e a inadimplência no Brasil. O autor ressalta a complementaridade entre as perdas e a inadimplência, pois medidas para redução de uma podem levar ao aumento da outra. O modelo estimado pelo autor teve como variável dependente as perdas globais e como explicativas variáveis setoriais (tarifa média da concessionária, percentual do consumo residencial e posse de ar-condicionado) e relacionadas ao desenvolvimento (percentual de crianças entre 7 e 14 anos no ensino fundamental). Os resultados mostraram uma relação positiva entre as perdas e as variáveis setoriais e uma relação negativa no que se refere à *proxy* para o desenvolvimento. Um aspecto interessante desse trabalho foi a separação da análise em duas macrorregiões, a mais desenvolvida (Sul e Sudeste) e a menos desenvolvida (Norte, Nordeste e Centro Oeste). Mostrou-se que, para a macrorregião mais desenvolvida, a posse de bens e a taxa de mortos por agressão (impacto negativo e positivo nas perdas respectivamente) foram significativas para as perdas e a inadimplência.

Urani *et al.* (2008) avaliaram os efeitos de fatores socioeconômicos e institucionais nas perdas não técnicas para a distribuidora Light, no Rio de Janeiro, por meio de dois modelos. Os

resultados do primeiro revelaram que os fatores socioeconômicos taxa de óbito por agressão (indicador de violência), a falta de acesso adequado à água, o percentual de domicílios localizados em aglomerados subnormais (*proxy* da favelização), a densidade habitacional e o percentual de domicílios com ar-condicionado apresentaram impacto positivo enquanto o percentual de empregadores (*proxy* do ambiente de negócios) impactou negativamente as PNT. No segundo modelo, a variável percentual de empregadores foi substituída pela taxa de cheques devolvidos como forma de demonstrar o grau de reputação dos indivíduos, apresentando novamente relação positiva da *proxy* do ambiente institucional com as perdas comerciais. O trabalho destacou que a parcela da renda despendida pelas famílias com energia elétrica no estado do Rio de Janeiro é a mais elevada de todo o Brasil, tendo o uso de ar-condicionado e o peso do Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Serviços (ICMS) na tarifa como alguns dos motivos para tal.

Cruz e Ramos (2014) analisam o impacto das perdas comerciais de energia elétrica no Brasil, através de um modelo para 33 distribuidoras, no período de 2000, 2001 e 2002, e outro modelo para 90 países, no ano de 2002. O Brasil tem uma das tarifas de energia mais caras do mundo e um dos fatores que explicam isto são as perdas de energia elétrica, comprometendo o objetivo da ANEEL de garantir a modicidade tarifária. Nos modelos, os autores incorporaram fatores organizacionais da empresa, eficiência governamental, variáveis socioeconômicas e características técnicas dos sistemas elétricos. No modelo para as distribuidoras, há uma correlação positiva entre as perdas de energia e a violência, ou seja, a dificuldade de fiscalizar as áreas mais violentas gera uma sensação de impunidade nas pessoas e impacta no furto de energia. Observa-se também uma correlação negativa com o nível organizacional das empresas, a renda per capita e o percentual de clientes rurais. No que tange ao modelo dos países, novamente encontrou-se uma correlação negativa com o grau de ruralidade e com a eficiência do país. Os governos mais eficientes, ou seja, os melhores em definir estratégias e na fiscalização, seriam os que possuem menos perdas de energia. A densidade de consumo também apresentou uma correlação negativa com as perdas, ou seja, quanto mais energo-intensivo o país, ocorrem menos perdas técnicas na transmissão. Os autores apontam que uma limitação do trabalho foi o fato de usar o índice de perdas totais como variável dependente, o que trouxe dificuldades de análise das variáveis independentes, havendo impactos difusos destas tanto nas perdas técnicas como nas não técnicas.

Simões *et al.* (2020) estimaram quatro alternativas de modelos com efeitos mistos para previsão de curto-prazo das PNT, sendo o modelo com a melhor previsão o de médias móveis de primeira ordem MA (1). Os autores utilizaram dados de 59 distribuidoras brasileiras, de 2004 a 2012, e compararam os modelos utilizando as medidas de desvio absoluto médio (*mean absolute deviation*) e de erro percentual absoluto médio (*mean absolute percentage error*) para definir o modelo com melhor performance de previsão das PNT. Com isso, utilizaram diferentes suposições para a estrutura de covariância dos erros e controlaram “variáveis de confusão” do tipo socioeconômicas. O trabalho produziu resultados muito interessantes para as discussões da ANEEL sobre revisão tarifária e definição de *benchmarks* entre as distribuidoras, pois, através do modelo, foram estimadas metas para as PNT e o limite máximo para cada distribuidora, considerando a complexidade socioeconômica das áreas de concessão. Isso significa que a ANEEL poderia utilizar um modelo econométrico para definir as metas de perdas não-técnicas e consequentemente as PNT regulatórias, diferenciando da metodologia vigente utilizada pela reguladora. A proposta dos autores foi reconhecida pela ANEEL e por algumas concessionárias para adoção em futuras políticas regulatórias.

3.2 Revisões Bibliográficas dos Métodos de Detecção de Furto de Eletricidade

Chauhan e Rajvanshi (2013) fazem uma revisão bibliográfica das tecnologias e métodos propostos para estimação e redução das perdas comerciais. Medidas para reduzir essas perdas são, por exemplo, melhorias nos medidores de energia, como medidores automáticos ou os medidores pré-pagos. Uma técnica bastante utilizada para detectar o furto de energia é o uso do *support vector machine* – SVM. Os autores também sugerem medidas para reduzir as perdas não técnicas como o uso de medidores e redes inteligentes em conjunto para minimizar o furto, leis mais rígidas a serem aplicadas na detecção destas, descontos adicionais aos clientes dispostos a pagar as contas com antecedência e incentivos às equipes que fazem a inspeção no local para fortalecer a detecção dos furtos. Reforçam a importância de minimizar as perdas, pois os custos de construir uma nova usina de geração são muito maiores que o custo de investir em equipamentos para redução destas. Além disso, a redução das perdas comerciais faz com que o custo da eletricidade seja reduzido e a eficiência das distribuidoras aumente.

Jiang *et al.* (2014) fazem uma revisão das técnicas de detecção de furto de eletricidade, para a infraestrutura de medidores inteligentes (*advanced metering infrastructure* – AMI), agrupando-as em três categorias. Essas técnicas seriam baseadas na classificação (*classification-based*), na estimativa de estado (*state estimation-based*) e em teoria dos jogos (*game theory-based*). Dentro das técnicas de classificação, são usados os dados de consumo de eletricidade fornecidos pela AMI, e utilizadas metodologias de *machine learning* e inteligência artificial para detectar consumidores irregulares. Destaca-se que essas metodologias (como SVM, classificação difusa e redes neurais) possuem uma taxa de detecção e de falsos positivos (FPR) mediana, se comparada com outros esquemas de detecção, além de possuir custos moderados para aplicação. A taxa de falsos positivos mostra quando há detecção de supostos consumidores fraudulentos que são de fato regulares. Já as técnicas baseadas na estimativa de estado utilizam metodologias de monitoramento (com sensores, físicos, entre outros) e uma gama de equipamentos, o que torna o custo de implementação mais elevado. Entretanto, há uma melhoria substancial na taxa de detecção de furtos e uma redução nos falsos positivos. Por fim, um esquema de detecção mais recente utiliza teoria dos jogos, em que a identificação dos furtos de eletricidade é formulada como um jogo entre as distribuidoras e os consumidores ilegais. Essa abordagem possui uma taxa de detecção e de falsos positivos média, mas possui a vantagem de ter um baixo custo. Os autores ainda fazem uma análise sobre aspectos de segurança da AMI em redes inteligentes, os desafios e futuras direções de pesquisa dentro do tema, além de elaborar uma modelagem de ameaças baseada em árvore de ataque (*attack tree based threat model*) para AMI.

De forma pioneira, Viegas *et al.* (2017) realizaram uma análise sistemática do “estado-da-arte” sobre as principais soluções propostas de detecção das perdas não técnicas e suas limitações. Foram revisados 103 trabalhos, publicados a partir de 2000, nas bases da *ScienceDirect*, *ACM Digital Library* e *IEEE Xplore*, destacando-se a evolução do número de publicações, as principais revistas e as técnicas de detecção mais usadas. Os autores propuseram uma tipologia para a caracterização das soluções em três categorias. A primeira, de estudos teóricos, refere-se a trabalhos que estudam a relação entre fatores socioeconômicos e demográficos com o furto de eletricidade, e podem auxiliar os tomadores de decisão a propor soluções para reduzir as perdas. Neste rol de estudos, faltam pesquisas que analisam a situação de economias desenvolvidas. A segunda categoria é a das soluções de *hardware*, que propõem a instalação de equipamentos de medição inovadores e estruturas de rede para detecção. Apontou-se a necessidade de mais análises de viabilidade econômica da implementação das soluções propostas. Por fim, as soluções sem uso de *hardware* são predominantemente utilizadas e focam em *softwares* que possibilitam a detecção e estimação das perdas e baseiam-se no uso de dados, como o modelo SVM supracitado, o qual foi a técnica mais usada na

literatura revisada. Com relação a essa categoria, os autores notaram que falta uma forma padronizada para avaliar e comparar as técnicas empregadas nos diferentes estudos.

Ahmad *et al.* (2018) tiveram como foco em sua revisão as diversas práticas de modelagem para a identificação das perdas não técnicas. Destacaram que os modelos baseados em mineração de dados são inovadores e possuem o potencial de examinar grandes bases de dados de consumo de eletricidade. Os autores apontam a importância na literatura do modelo de detecção de perda que utiliza SVM e do método que usa SVM com algoritmo genético, do modelo *optimum-path forest*, das técnicas de estimativa de estado em tempo real e do método que utiliza árvores de decisão e redes bayesianas. Essas metodologias têm o potencial de economizar tempo e investimento de recursos no combate às perdas. Entretanto, concluiu-se que o uso de SVM com algoritmo genético é superior aos outros modelos revisados e que há grande potencial de aprimoramentos do modelo *optimum-path forest*, em comparação às redes bayesianas.

Savian *et al.* (2021) empenharam uma revisão sistemática do panorama das perdas não técnicas, a nível mundial, evidenciando os impactos, as principais estratégias e as políticas para mitigá-las. Os autores revisaram 121 artigos, publicados entre 2000 e 2020, utilizando as bases da *Web of Science* e *Scopus*. Dessa forma, foram capazes de uniformizar a definição das perdas não técnicas, suas consequências para os países – segmentados em diferentes níveis de Produto Nacional Bruto (PNB) –, para as distribuidoras e para a sociedade, além de apresentar as principais políticas e as regulações aplicadas. Observou-se que, apesar de todos os países aplicarem multas e punirem com prisão pelo roubo de eletricidade, a severidade das penalidades varia a depender da realidade socioeconômica, sendo mais fortemente aplicadas em países de renda alta. Ademais, demonstrou-se que as inspeções no local, para serem efetivas, devem ser combinadas com métodos de detecção de perdas, com níveis de assertividade elevados, e que investir nessas tecnologias é fundamental para reduzir as perdas comerciais.

3.3 Métodos para Detecção das Perdas Não Técnicas

Como observado na seção anterior, na literatura são propostos muitos métodos para detecção e redução das perdas não técnicas. Bandim *et al.* (2003) propuseram uma metodologia, com base no caso brasileiro, para identificar as perdas comerciais e as localidades que possuem furtos de energia. Primeiramente, os autores apontam que os furtos, medidores que não funcionam corretamente e problemas no sistema de cobrança são os maiores causadores das perdas comerciais. Algumas medidas podem ser adotadas pelas distribuidoras como checar os procedimentos de cobrança (implica em manter a base de dados dos consumidores atualizada, demonstrando mudanças no padrão de consumo) e visitas regulares para checar os medidores dos consumidores para verificação de problemas, mas essas visitas são muito custosas para a fiscalização de todo o mercado consumidor das distribuidoras. Diante do alto custo, os autores propõem que sejam feitas seleções prévias por meio de alguma metodologia para se realizar uma inspeção mais direcionada. Para tanto, os autores propõem o sistema de medição de energia vigilante. Este sistema consiste na instalação de um medidor central para observação, próximo à terminais secundários ao transformador de distribuição, o qual registra a energia total consumida pelos n consumidores conectados. Feito isso, comparam a quantidade de energia injetada nesse medidor central com os medidores de cada consumidor e, assim, é possível detectar os consumidores e regiões que estão cometendo fraudes.

O trabalho de Nizar *et al.* (2008) é uma das maiores referências na literatura de perdas. Os autores desenvolveram uma metodologia que utiliza *extreme learning machine* (ELM), para classificação dos perfis de consumo anormais, comumente correlacionados com as perdas não técnicas. Foram utilizados os dados históricos de consumo da Tenaga Nasional Berhad (TNB),

distribuidora localizada na Malásia, para classificação dos padrões de comportamento dos consumidores. A técnica proposta foi comparada com outros métodos de classificação, como o *support vector machine* (SVM), e demonstrou precisão e performance superiores.

Nagi *et al.* (2010) buscaram detectar e reduzir as perdas comerciais por meio do uso do método SVM, uma técnica baseada em inteligência artificial. Os autores aplicaram seu estudo para três cidades na península da Malásia. Utilizaram como base dados os históricos do consumo de energia em KWh de 186.968 clientes para o período de julho de 2006 a julho de 2008. Os autores chamaram o método desenvolvido de modelo de detecção de fraudes (*Fraud Detection Model* – FDM). O FDM consiste em utilizar o perfil de consumo dos clientes e atributos adicionais para identificar comportamentos anormais conhecidos por ser correlacionados com as perdas não técnicas. Desse modo, são construídas classes de clientes usadas para selecionar suspeitos potenciais para inspeção no local (perfis normais ou com fraudes), devido à identificação de mudanças abruptas nos perfis de consumo, o que é típico de atividades fraudulentas. O FDM aumentou a taxa de acerto de 3% para 60%, reduzindo os custos operacionais das inspeções nos locais. Uma limitação do modelo é que apenas capta possíveis fraudes nos consumidores que tiveram comportamentos anormais dentro do período de análise. Caso o consumidor já furtasse energia antes do período analisado, não há detecção como comportamento anormal e ele não sofre qualquer penalidade.

Nagi *et al.* (2011) estenderam o modelo de FDM com a inclusão de um componente de SVM de conhecimento humano e experiência com o uso do *fuzzy inference system* – FIS. O trabalho foi inovador, porque foi o primeiro a usar o FIS para detectar fraudes e furto de eletricidade nas distribuidoras. O FIS simula o raciocínio de especialistas, como engenheiros que detectam fraudes, e age como um tomador de decisão inteligente, reduzindo ainda mais a lista de clientes suspeitos com alta probabilidade de praticar fraudes. Os autores mostraram que a inteligência computacional da nova técnica superou a anterior, aumentando de 60% para 72% a taxa média de acerto na detecção. O método apresentado é ainda mais rentável para as distribuidoras identificarem e tomarem medidas para redução das perdas não-técnicas.

Angelos *et al.* (2011) propuseram uma metodologia para classificação dos perfis de consumo, através de uma técnica computacional de classificação *cluster-based* em duas etapas. Na primeira etapa, foi utilizada uma técnica de *clustering* difusa (*C-means-based*) para agrupar consumidores com perfis de consumo próximos. Logo após, com a classificação difusa, permitiu-se identificar potenciais consumidores irregulares. A proposta foi testada e validada em uma base de dados real, entre julho e novembro de 2008, para um total de 20.126 clientes que já tiveram inspeção local prévia, pois estes já foram classificados em consumidores regulares ou irregulares. O algoritmo mostrou performance satisfatória na detecção de fraudes.

Depuru, Wang e Devabhaktuni (2010a e 2011a) propõem medidas de mitigação das perdas comerciais através do uso de um controle externo à estação, medidores inteligentes, uso de gerador harmônico e filtro eletrônico. A proposta é de operação de um gerador harmônico, com a introdução de um indesejado componente harmônico no alimentador de distribuição comprometendo os equipamentos eletrônicos dos consumidores em situação ilegal. Se em determinado alimentador for detectada uma perda comercial acima de 5%, opera-se esse gerador harmônico e há uma punição para os consumidores ilegais, avisados previamente para regularizarem sua situação. Nesse sistema, os consumidores regulares seriam isolados da rede elétrica e protegidos dos danos aos seus eletrodomésticos. Além disso propõem a implementação de medidores inteligentes que forneceriam dados do consumo de eletricidade imediato, além de dificultar a adulteração dos medidores.

Depuru, Wang e Devabhaktuni (2011a) fazem uma análise de custo-benefício dessa medida na Índia, mostrando que se a cada ano um bilhão de dólares fosse investido no sistema proposto, em 7 anos todo o sistema de distribuição indiano seria aprimorado, além de

economizar aproximadamente 4 bilhões de dólares a cada ano através de consumidores que regularizariam sua situação e começariam a pagar suas contas.

Outra medida técnica é proposta por Depuru *et al.* (2013) que, através da aplicação de algoritmos de Computação de Alto Desempenho (*High Performance Computing* - HPC) para detectar consumidores ilegais, acelera a análise dos dados, sem comprometê-los. Os algoritmos paralelizados para codificação dos dados de consumo de eletricidade tiveram sucesso em acelerar o processo de classificação, análise e detecção de consumidores ilegais, resultando em uma aceleração dos processos em 1,82 segundos, destacando que os resultados seriam ainda melhores com o uso de uma base de dados maior.

McLaughlin *et al.* (2013) utilizaram uma técnica de detecção *state-based*. Eles propuseram um sistema de detecção de intrusão ciberfísico para AMI (AMIDS) para a identificação de tentativas de roubo de eletricidade. Os resultados experimentais mostraram que o modelo pode identificar roubos com uma alta precisão e pode reduzir a taxa de falsos positivos. A técnica proposta utiliza um conjunto de informações de diferentes fontes e dados de consumo dos medidores inteligentes, para obter evidências suficientes antes de classificar a atividade como possivelmente maliciosa. Demonstrou-se que, em uma base com dados de eletricidade para um mês, o AMIDS leva aproximadamente 44 segundos para completar as análises.

Jokar, Arianpoo e Leung (2016) desenvolveram um modelo de detecção de furto de eletricidade para uma infraestrutura de medidores inteligentes (AMI) utilizando uma nova abordagem. Para tanto usam medidores do transformador para comparar o total de eletricidade consumida em cada bairro com os valores registrados nos medidores inteligentes, monitorando assim, padrões de consumo anormais e identificando, com maior precisão, consumidores suspeitos. A metodologia utilizada para detecção foi o *multiclass SVM* e técnicas de *clustering*. O método é pouco invasivo à privacidade dos clientes e, diferentemente de modelos anteriores, não necessita de uma alta taxa de amostragem. Destaca-se também que alcançou uma elevada taxa de detecção com uma baixa taxa de falsos positivos. Foi aplicado em uma base de dados de 5000 consumidores residenciais e comerciais da Irlanda entre 2009 e 2010. Além disso, foi comparado com outros modelos de detecção existentes, validando a eficácia do método proposto.

He, Mendis e Wei (2017) utilizaram uma técnica de classificação para detectar injeção de dados falsos (*false data injection* - FDI), utilizando técnicas de *deep learning*. Foram utilizados dados históricos para reconhecer os padrões de comportamento e o modelo possibilitou identificar ataques ao sistema elétrico em tempo real. Especificamente, o modelo de detecção de roubo de eletricidade foi desenvolvido para caracterizar os comportamentos de um tipo de ataque FDI. Os resultados demonstraram que o método proposto pode ser bastante preciso na presença de falhas ocasionais de operação.

Zheng *et al.* (2018) propuseram um método inovador para a detecção de roubo de eletricidade baseado em redes neurais convolucionais amplas e profundas (*wide and deep convolutional neural networks* - CNN). O componente amplo pode apreender o conhecimento global, enquanto o componente profundo captura a periodicidade dos dados de consumo de eletricidade. Os autores fizeram vários experimentos com os dados da maior empresa de transmissão e distribuição de eletricidade na China, a *State Grid Corporation of China* (SGCC), entre janeiro de 2014 a outubro de 2016. Os resultados mostraram que o modelo superou a performance de outros métodos convencionais de detecção, como regressão linear, SVM e *random forest*, além de poder ser utilizado em outras aplicações.

Buzau *et al.* (2020) elaboraram uma solução para detecção das perdas comerciais em medidores inteligentes com o uso de Rede Neural Híbrida (*Hybrid Neural Network* – HNN-NL) que desenvolve recursos de autoaprendizagem para detectar perdas. O método usa uma rede de memória de longo prazo (*long short-term memory network* - LSTM), a qual analisa o

histórico de consumo diário de eletricidade, e uma rede de perceptrons multicamada (*multi-layer perceptrons network* - MLP), que adiciona dados não-sequenciais como a energia contratada e informações geográficas. O modelo híbrido com a integração desses dados não-sequenciais melhorou muito a performance do modelo de detecção. Este foi treinado e testado com os dados de medidores inteligentes da distribuidora Endesa, na Espanha. A precisão da metodologia na distribuidora para identificar os medidores com anomalias ou fraudes foi de 47% para novas inspeções a partir da lista de clientes gerada pelo modelo, sendo uma melhoria de 3,5 vezes na precisão com relação às inspeções anteriores. A solução se mostrou superior a outros métodos de classificação de ponta baseados em aprendizagem profunda (*deep learning*) como SVM, Regressão Logística e *Random Forest*.

Long *et al.* (2020) utilizam uma combinação de algoritmos com orientação a dados para identificação de padrões anormais de perdas tanto técnicas quanto não-técnicas na rede de distribuição. O método foi testado com os dados da distribuidora chinesa *Tianjin Electric Power Company*, no período de 1 de fevereiro de 2017 a 30 de abril de 2019, incluindo dados da topologia dos parâmetros, os parâmetros dos equipamentos elétricos, a carga, a venda de eletricidade e registros do amperímetro de eletricidade. O primeiro passo foi a detecção dos alimentadores (*feeders*) de eletricidade anormais, através de algoritmos que utilizam dados diários da oferta de eletricidade e os valores de venda. Nessa etapa o melhor resultado na detecção foi através do algoritmo de classificação SVM que superou a performance de outros algoritmos de *clustering*. Na segunda etapa, por meio de gráficos de controle, fez-se o monitoramento das flutuações das perdas dos alimentadores suspeitos para identificar o período de tempo anormal nos alimentadores com níveis de perdas anormais. Por fim, a localização dessas perdas anormais é identificada através da tecnologia de avaliação de risco, determinando conjuntamente a localidade e o período de tempo com anormalidades nas perdas. Um aspecto interessante e diferencial dessa abordagem é a possibilidade de identificar e distinguir as perdas técnicas e não técnicas anormais nas redes de distribuição, possibilitando as distribuidoras atuarem de forma mais assertiva para reduzir o nível de perdas.

Massaferro, Martino e Fernández (2020) elaboraram uma ferramenta para detecção das perdas não-técnicas que ao mesmo tempo maximiza o retorno econômico, considerando a recuperação dos valores das perdas e o custo das inspeções. Foi utilizada uma estrutura de risco Bayesiano (*Bayesian risk framework*) e os dados de consumidores de Montevidéu (Uruguai) foram utilizados para validação do método. Em Montevidéu o problema das perdas não técnicas é considerável, configurando 13% da energia distribuída. Os autores propõem uma solução com *machine learning* que utiliza os dados dos perfis de consumo e os custos das distribuidoras e resulta em um número ótimo de clientes para inspeções, fazendo uma lista prioritária para verificações que possa trazer um retorno econômico maior. Ou seja, as inspeções seriam definidas de acordo com o ganho econômico esperado *versus* o custo dessas inspeções. Os resultados mostraram que podem aumentar os lucros das empresas com o modelo, sendo uma medida altamente eficiente contra as perdas comerciais. O máximo de retorno recuperado pelo método, segundo o experimento feito, foi de 68,6% do valor de roubo de eletricidade, caso 33,5% dos consumidores fossem vistoriados. O algoritmo que obteve a melhor performance para o método proposto e os dados utilizados foi o *Random Forest*. Além disso, as soluções propostas (Classificação das Probabilidades de fraude ponderadas considerando o pico de energia contratada - *Sort Weighted Fraud Probabilities considering the contracted peak power* - SWFP-R e Classificação das Probabilidades de fraude ponderadas usando algoritmos de regressão - *Sort Weighted Fraud Probabilities using regression algorithms* - SWFP-P) superaram outros métodos sensíveis a custos estabelecidos: *Cost-Sensitive-Decision-Tree* (CSDT) e *Cost-Sensitive-Random-Patches* (CSRP). Também se mostraram mais eficientes computacionalmente.

De modo a evidenciar a contribuição do presente trabalho, o Quadro 1 resume os trabalhos descritos anteriormente com relação às perdas não-técnicas de eletricidade, mantendo a ordem cronológica dos estudos. Destacam-se as regiões e períodos de análise, métodos utilizados e principais resultados e medidas de mitigação sugeridas:

Quadro 1 – Resumo dos trabalhos que abordaram fatores, métodos de detecção e medidas de mitigação para as perdas não técnicas (continua)

Autores	Data de publicação	Região Analisada	Período	Método Utilizado	Principais resultados
Bandim <i>et al.</i>	2003	Brasil	-	Sistema de medição de energia vigilante (uso de sistema de equações com abordagens estatísticas ou determinísticas)	O sistema funciona com a instalação de um medidor central próximo à terminais secundários ao transformador de distribuição. Compara-se a quantidade de energia injetada no medidor central com os medidores de cada consumidor para detectar possíveis consumidores que cometem fraudes.
Smith	2004	102 países	1980 e 2000	Análise comparativa, de correlação e histórica	Correlação negativa das perdas na T&D (e roubo) com os indicadores de governança do Banco Mundial. Importância de uma cultura de boa governança – corrupção é um entrave para reduzir o roubo de eletricidade. As medidas propostas para reduzir o roubo são: medidas técnicas para dificultar a adulteração, melhoria das linhas elétricas e sistemas de monitoramento de tecnologia da informação, aprimoramento dos métodos gerenciais, ou reestruturação do setor de eletricidade e da regulação do sistema.
Araújo	2007	Brasil (concessionárias)	2002	Mínimos Quadrados Ordinários (MQO)	Na regressão das perdas totais foram explicativas três variáveis setoriais (tarifa média, consumo residencial (%), posse de ar-condicionado) e uma de desenvolvimento (percentual de crianças no ensino fundamental), tendo as variáveis setoriais relação positiva com as perdas e a <i>proxy</i> para desenvolvimento, uma relação negativa. Fez-se uma regressão também para a inadimplência: foi elaborado um Índice de Disciplina de Mercado (IDM) e feita uma análise do tratamento da ANEEL sobre as perdas e inadimplência.

Quadro 1 – Continuação

Autores	Data de publicação	Região Analisada	Período	Método Utilizado	Principais resultados
Urani, Fontes e Franco	2008	Brasil	2001 a 2006	Mínimos Quadrados Generalizados (MQG)	O primeiro modelo para as PNT obteve como variáveis explicativas a taxa de óbito por agressão, a falta de acesso adequado à água, a <i>proxy</i> de favelização, a densidade habitacional e o percentual de domicílios com ar-condicionado (todas com impacto positivo nas perdas) e o percentual de empregadores (impacto negativo). No segundo modelo, a taxa de cheques devolvidos (<i>proxy</i> do ambiente institucional), teve relação positiva com as PNT.
Nizar <i>et al.</i>	2008	Malásia (distribuidora Tenaga)	-	<i>Extreme learning machine (ELM)</i> e <i>online sequential-ELM (OS-ELM)</i>	Os algoritmos permitem classificar o padrão de consumo em típico e atípico. O consumo anormal é altamente correlacionado com potencial de atividades relacionadas às PNT. A técnica proposta demonstrou precisão e performance superiores ao SVM.
Depuru, Wang e Devabhaktuni	2010a e 2011a	Índia	-	Controle externo à estação, medidores inteligentes, gerador harmônico e filtro eletrônico. Análise de custo-benefício da medida.	Através da introdução de um indesejado componente harmônico, os equipamentos eletrônicos dos consumidores irregulares seriam comprometidos. Se a cada ano um bilhão de dólares fosse investido no sistema na Índia, em 7 anos, todo o sistema de distribuição seria aprimorado, além de gerar uma economia de aproximadamente US\$ 4 bilhões a cada ano, através da regularização do consumo de clientes irregulares.
Depuru <i>et al.</i>	2010b	-	-	Fatores que levam ao roubo, comparação do problema em países e exposição de métodos para detectar e estimar o roubo.	Deve-se detectar a localidade dos roubos de eletricidade, subsidiar o consumo à clientes de baixa renda, aplicar mais rigorosamente leis e campanhas, regularizar conexões elétricas para a agricultura e aplicar medidas técnicas para detectar e reduzir as perdas.

Quadro 1 – Continuação

Autores	Data de publicação	Região Analisada	Período	Método Utilizado	Principais resultados
Nagi <i>et al.</i>	2010	Malásia (distribuidora Tenaga)	Jul-2006 a jul-2008	<i>Fraud Detection Model</i> (FDM) com uso de <i>support vector machine</i> (SVM)	Construção de classes de clientes com perfis normais ou fraudulentos para inspeção no local. O FDM aumentou a taxa de acerto da inspeção de 3% para 60%, reduzindo os custos operacionais das inspeções.
Angelos <i>et al.</i>	2011	-	Jul a nov-2008	<i>Cluster-based classification</i>	Metodologia para classificação de perfis de consumo, em duas etapas, permitindo a identificação de consumidores irregulares. O algoritmo mostrou performance satisfatória na detecção de fraudes.
Nagi <i>et al.</i>	2011	Malásia (distribuidora Tenaga)	Jul-2006 a jul-2008	SVM com uso do <i>fuzzy inference system</i> (FIS)	O FIS age como um tomador de decisão inteligente, reduzindo a lista de clientes com alta probabilidade de praticar fraudes. A técnica superou o SVM-FDM, aumentando a taxa média de acerto na detecção de 60 para 72%, sendo ainda mais rentável para as distribuidoras.
Tasdoven, Fiedler e Garayev	2012	Turquia	-	Ferramentas de governança	Além das ferramentas de governança já utilizadas para lidar com o problema das PNT (privatização e regulação econômica), sugerem o uso de subsídios/bolsas às universidades e instituições de pesquisa e a publicidade de informações.
Chauhan e Raivanshi	2013	-	-	Revisão bibliográfica de métodos para estimar e reduzir as PNT	Sugerem o uso de medidores e redes inteligentes em conjunto para minimizar o furto, leis mais rígidas, descontos aos clientes que pagam as contas com antecedência, incentivos às equipes de inspeção etc. Necessidade de esforços para reduzir as PNT para diminuir o custo da eletricidade e aumentar a eficiência das distribuidoras.
Depuru <i>et al.</i>	2013	-	-	<i>High performance computing</i> (HPC)	Os algoritmos aprimoraram o processo de classificação, análise e detecção de consumidores ilegais, acelerando os processos em 1,82 segundos.

Quadro 1 – Continuação

Autores	Data de publicação	Região Analisada	Período	Método Utilizado	Principais resultados
McLaughlin <i>et al.</i>	2013	-	-	AMI <i>intrusion detection system</i> (AMIDS)	O modelo pode identificar roubos com alta precisão e reduzir a taxa de falsos positivos. Em uma base de dados para um mês, o AMIDS leva aproximadamente 44 segundos para completar as análises.
Obafemi e Ifere	2013	Nigéria (cidade de Calabar)	Janeiro a dezembro de 2011	Questionários aos clientes e análise dos dados sobre perdas	Necessidade de uso de eletrodomésticos mais econômicos, substituição das lâmpadas. O órgão regulador deve adotar medidas para a eficiência energética, uma legislação mais rígida e punitiva, treinar os funcionários das distribuidoras etc.
Cruz e Ramos	2014	33 distribuidoras e 90 países	2000 a 2002 (distribuidoras) e 2002 (países)	<i>Feasible Generalized Least Squares</i> (FGLS) e MQO	Modelo das distribuidoras: relação positiva entre as perdas totais e a violência, negativa com o nível organizacional das empresas, a renda per capita e o percentual de clientes rurais. Modelo dos países: relação negativa das perdas com o grau de ruralidade, com a eficiência do país e densidade de consumo.
Jiang <i>et al.</i>	2014	-	-	Revisão da literatura	Agrupou as técnicas de detecção em: baseadas na classificação (<i>classification-based</i>), na estimativa de estado (<i>state estimation-based</i>) e em teoria dos jogos (<i>game theory-based</i>).
Gaur e Gupta	2016	Índia (28 estados)	2005 e 2009	FGLS	Mais corrupção, menor relação do imposto estadual com o PIB, menor eficiência na cobrança das contas de eletricidade, menos participação do setor privado na capacidade instalada, menor industrialização, maior porcentagem de pessoas abaixo da linha da pobreza, menor alfabetização e menor renda estão relacionadas com elevação no roubo de eletricidade.
Jokar, Arianpoo e Leung	2016	Irlanda	2009 a 2010	<i>Multiclass SVM</i> e técnicas de <i>clustering</i>	Alcançou uma elevada taxa de detecção com uma baixa taxa de falsos positivos. O método foi validado através da comparação com outros modelos de detecção.
Viegas <i>et al.</i>	2017	-	2000 – não especificado	Revisão sistemática dos métodos de detecção	Foram revisados 103 trabalhos e propôs-se tipologia para a caracterização das soluções de detecção em três categorias: estudos teóricos; soluções de <i>hardware</i> ; e soluções sem uso de <i>hardware</i> .

Quadro 1 – Continuação

Autores	Data de publicação	Região Analisada	Período	Método Utilizado	Principais resultados
Ahmad <i>et al.</i>	2018	-	-	Revisão da literatura de métodos de detecção	Modelos revisados: baseados em mineração de dados; SVM; SVM com algoritmo genético; <i>optimum-path forest</i> ; técnicas de estimativa de estado em tempo real; e árvores de decisão e redes bayesianas. As metodologias têm o potencial de economizar tempo e investimento de recursos no combate às perdas.
Jamil	2018	Paquistão (cidades de Raualpindi e Islamabad)	Fevereiro à maio (2015)	Questionários (análise descritiva) e análise de regressão	Maiores problemas identificados para o aumento do roubo: elevação do preço da eletricidade, monitoramento fraco e corrupção generalizada do setor elétrico. No modelo de percepção dos consumidores, a conduta dos funcionários das empresas e o monitoramento/fiscalização impactaram negativamente o roubo e o gasto com consumo de eletricidade afetou positivamente. Necessidade de aumentar a transparência e prestação de contas e reduzir as tarifas para diminuir o roubo e a corrupção.
Yakubu, Babu e Adjei	2018	Gana (região de Ashanti)	-	Questionários (análise descritiva)	Os fatores mais relevantes para o roubo de eletricidade foram: alto preço da eletricidade, qualidade baixa da energia ofertada, corrupção, pouca aplicação da lei contra o roubo de eletricidade, e o agente regulador não lutando pelo interesse dos consumidores. Medidas para reduzir as tarifas e melhorar a qualidade da energia são importantes para aumentar os consumidores regulares e maximizar as receitas das distribuidoras.
Zheng <i>et al.</i>	2018	China (SGCC)	Jan-2014 a Out-2016	<i>Wide and deep convolutional neural networks</i> - CNN	O modelo superou a performance de outros métodos convencionais de detecção, como regressão linear, SVM e <i>random forest</i> , além de poder ser utilizado em outras aplicações.
Jamil e Ahmad	2019	-	-	Modelo de três camadas principal-agente-cliente	Variáveis que poderiam ser ajustadas para redução do roubo de eletricidade: salários eficientes e justos para os funcionários das distribuidoras, a tarifa de eletricidade, aumento da probabilidade de detecção, punições (condenação e multas) e envolvimento da sociedade com denúncias.

Quadro 1 – Conclusão

Autores	Data de publicação	Região Analisada	Período	Método Utilizado	Principais resultados
Buzau <i>et al.</i>	2020	Espanha (distribuidora Endesa)	-	<i>Hybrid Neural Network</i> (HNN-NTL)	O modelo híbrido melhorou a performance da detecção. A precisão na identificação de medidores com anomalias ou fraudes foi de 47% para novas inspeções, melhorando em 3,5 vezes a precisão com relação às inspeções anteriores. A solução se mostrou superior a outros métodos de classificação de ponta baseados em <i>deep learning</i> .
Long <i>et al.</i>	2020	China (distribuidora Tianjin)	01/02/17 a 30/04/19	<i>Data-driven combined algorithm</i>	Na primeira etapa, localizam-se os alimentadores com padrões anormais de perdas técnicas e não técnicas, através de algoritmos que usam dados diários de oferta e venda de eletricidade. Na segunda etapa, identifica-se o período de tempo anormal, através de gráficos de controle que monitoram as flutuações das perdas. Na terceira e última etapa, faz-se a localização da posição anormal das perdas, com uso de uma tecnologia de avaliação de risco.
Massaferro, Martino e Fernández	2020	Uruguai (Montevidéu)	2017	<i>Bayesian risk framework</i>	O máximo de retorno recuperado pelo modelo foi de 68,5% do valor do roubo de eletricidade, com 33,5% dos consumidores vistoriados. Os métodos propostos (tanto SWFP-R e SWFP-P) superaram e se mostraram mais eficientes computacionalmente a outros métodos sensíveis a custos (<i>cost sensitive methods</i>) de ponta.
Simões <i>et al.</i>	2020	Brasil (distribuidoras)	2004 a 2012	Modelo de médias móveis MA (1)	Produziu resultados interessantes para as discussões da ANEEL sobre revisão tarifária e definição de <i>benchmarks</i> entre as distribuidoras, pois, através do modelo, foram estimadas metas para as PNT e o limite máximo para cada distribuidora, considerando a complexidade socioeconômica das áreas de concessão.
Savian <i>et al.</i>	2021	-	2000 a 2020	Revisão sistemática da literatura	Através da revisão de 121 artigos, os autores uniformizaram a definição das PNT, suas consequências para os países, para as distribuidoras e para a sociedade, além de apresentarem as principais políticas e as regulações aplicadas.

Fonte: Elaboração Própria.

Por meio desta revisão, observa-se que a literatura busca identificar as perdas comerciais com o objetivo de reduzi-las com vistas ao aumento das receitas das distribuidoras, melhoria da qualidade da oferta e uso eficiente dos recursos ambientais e energéticos. Diante da diversidade de métodos, técnicas e medidas apontadas para a redução das perdas comerciais, trabalhos que buscam sistematizar tais tecnologias são de interesse dos agentes do setor.

Ademais, foi possível perceber que o impacto das perdas não técnicas sobre os consumidores e sobre o PIB tem sido negligenciado tanto na literatura nacional quanto internacional. Diante disso, visando a preencher esta lacuna, essa dissertação, busca mensurar o impacto direto e indireto das perdas comerciais, caso estas não fossem repassadas às tarifas dos consumidores, no consumo das famílias e no PIB brasileiro. Posto de outra forma, o não repasse das perdas comerciais às tarifas levaria a modicidade tarifária fazendo com que as famílias tivessem mais renda disponível para consumo de outros bens e, até mesmo, possibilitando um maior consumo de eletricidade, aumentando a utilidade das famílias e podendo ocorrer um impacto positivo no PIB. Nesse sentido, a próxima seção especifica a metodologia utilizada para atingir o objetivo deste trabalho.

4 MATERIAL E MÉTODOS

4.1 Metodologia de Insumo-Produto para Mensurar os Impactos Econômicos Diretos e Indiretos das Perdas Não Técnicas de Energia Elétrica sobre o Consumo das Famílias e o PIB Brasileiro

A estrutura analítica de insumo-produto, desenvolvida por Leontief (1941), fornece a descrição completa das interdependências ou interações (sobre as óticas de compra e venda) dos setores produtivos em determinado tempo e localidade (nação, região, estado) (MILLER e BLAIR, 2009). Segundo Leontief (1986, p. 5), “a análise de insumo-produto evidencia a interdependência geral da economia inteira de uma região, de um país ou do mundo como um único sistema e se propõe interpretar todas as suas funções em termos das propriedades específicas mensuráveis de sua estrutura produtiva”.

Diante disso, a análise de insumo-produto é amplamente utilizada na literatura para avaliar a importância de um setor produtivo sobre a economia, mensurar impactos diretos e indiretos e/ou a interdependência de um setor produtivo entre outras análises. Portanto, a análise de insumo-produto possui aderência no que tange à estimação dos impactos diretos e indiretos das PNT de energia elétrica sobre o consumo das famílias e o PIB brasileiro. Para tanto, será realizado um choque na demanda final das famílias cujos custos das PNT não seriam repassados integralmente aos consumidores simulando tarifas de eletricidade mais módicas. A partir desta simulação, a renda disponível das famílias vai aumentar e estas podem modificar sua cesta de consumo demandando mais produtos, inclusive energia elétrica, permitindo verificar como esta estratégia impacta o PIB a demanda setorial.

O modelo de insumo-produto parte da hipótese de equilíbrio na qual a quantidade demandada é idêntica à quantidade produzida de bens e serviços. As premissas são as seguintes: (i) coeficiente tecnológico constante, (ii) retornos constantes de escala, (iii) demanda final definida exogenamente e (iv) preços rígidos. O modelo de insumo-produto de Leontief é uma adaptação da teoria de equilíbrio geral para o estudo empírico das inter-relações entre os vários setores de uma economia. Os fluxos intersetoriais de bens e serviços de uma economia com n setores, determinados por fatores tecnológicos e econômicos, podem ser representados por meio do modelo de insumo-produto como segue (Leontief, 1965):

$$\begin{aligned} z_{11} + z_{12} + \dots + z_{1N} + y_1 &= X_1 \\ &\vdots \\ z_{671} + z_{672} + \dots + z_{6767} + y_{67} &= X_{67} \end{aligned} \tag{1}$$

Onde o vetor z representa as vendas intra e intersetoriais (linhas da matriz de insumo-produto) para os N setores da economia brasileira (67 setores). O vetor y representa a demanda final. A demanda final é composta pela formação bruta de capital fixo ($FBKF$), exportações (E), consumo do governo (G) e consumo das famílias (C) que se encontra aberto para os *decis* de renda (C_1, \dots, C_{10}). E, finalmente, X denota o valor bruto da produção (VBP) dos 67 setores da economia. Reescrevendo a equação (1) em notação matricial, tem-se:

$$Z + Y = X \tag{2}$$

Onde: Z é uma matriz 67×67 que representa os coeficientes de relações intra e intersetoriais mais conhecido na literatura como consumo intermediário; Y é um vetor 67×13

onde são denotados os componentes da demanda final da economia; por fim, X é um vetor 67×1 , onde os elementos representam o VBP dos setores.

A equação (2) pode ser representada em termos de uma matriz de coeficientes técnicos (A), conhecida como matriz de coeficientes diretos. A matriz A é definida como:

$$A = Z(\hat{X})^{-1} \quad (3)$$

Em que \hat{X} é a matriz diagonal de X e cada elemento da matriz de coeficientes diretos (A) é definido da seguinte forma:

$$a_{ij} = z_{ij}/x_j \quad (4)$$

Onde a_{ij} é chamado de razão de insumo-produto, coeficiente técnico ou coeficiente de requerimento direto. Cada elemento a_{ij} fornece informações sobre os efeitos diretos de uma variação exógena na demanda final. Por meio da equação (4), é possível verificar que a razão de coeficientes técnicos representa a relação fixa entre os insumos utilizados na produção e o total produzido por cada setor. A matriz A em um modelo de insumo-produto é ilustrada como segue:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{167} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{671} & \cdots & a_{6767} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Na diagonal principal da matriz A são explicitados os coeficientes técnicos intrasetoriais enquanto a diagonal secundária denota os coeficientes diretos intersetoriais. Substituindo a equação (3) na equação (2), tem-se:

$$AX + Y = X \quad (6)$$

Rearranjando os termos na equação anterior, tem-se:

$$X = (I - A)^{-1}Y \quad (7)$$

Em que I é uma matriz identidade 67×67 , $(I - A)^{-1} = B$ é uma matriz 67×67 conhecida como matriz inversa de Leontief ou matriz de coeficientes diretos e indiretos.

No modelo, com o vetor de demanda final setorial é exógeno, conhecido e fixo, pode-se determinar o vetor de produção total setorial por meio da equação matricial chave do modelo de insumo-produto como segue:

$$X = BY \quad (8)$$

Este modelo básico de Leontief é classificado como de tecnologia baseada na indústria e com enfoque setor x setor. De forma desagregada, a Equação (8) pode ser reescrita como:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_{67} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11} & \cdots & b_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{671} & \cdots & b_{6767} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_{67} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_{67} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} FBKF_1 & E_1 & G_1 & C_{11} & C_{12} & C_{13} & C_{14} & C_{15} & C_{16} & C_{17} & C_{18} & C_{19} & C_{110} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ FBKF_{67} & E_{67} & G_{67} & C_{671} & C_{672} & C_{673} & C_{674} & C_{675} & C_{676} & C_{677} & C_{678} & C_{679} & C_{6710} \end{bmatrix} \quad (10)$$

Substituindo a Equação (10) na Equação (9) tem-se:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_{67} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11} & \cdots & b_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{671} & \cdots & b_{6767} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} FBKF_1 & E_1 & G_1 & C_{11} & C_{12} & C_{13} & C_{14} & C_{15} & C_{16} & C_{17} & C_{18} & C_{19} & C_{110} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ FBKF_{67} & E_{67} & G_{67} & C_{671} & C_{672} & C_{673} & C_{674} & C_{675} & C_{676} & C_{677} & C_{678} & C_{679} & C_{6710} \end{bmatrix} \quad (11)$$

Onde C_1 a C_{10} é o consumo das famílias do primeiro ao décimo decil de renda. Assim, como sistematizado pela Equação (9), o modelo de insumo-produto parte de um modelo de fluxos comerciais intra e intersetoriais (consumo intermediário) para um modelo capaz de mensurar os impactos diretos e indiretos no VBP oriundos de choques exógenos da demanda final (Y).

Aqui o choque será especificado pela simulação de que a renda disponível das famílias tenha aumentado em decorrência de não arcarem com os custos das PNT na tarifa de energia elétrica. A construção do choque é formalizada da seguinte maneira:

$$CPNT = PNT * Tarifa \quad (12)$$

Onde: $CPNT$ é o custo das PNT pagas pelas famílias; PNT é a perda não técnica em MWh e $Tarifa$ é a tarifa média de energia elétrica paga pelas famílias. De posse do $CPNT$, este será subtraído do gasto das famílias com energia elétrica e distribuído de acordo com o *share* de consumo de cada *decil* (C_1, \dots, C_{10}) para os demais setores resultando em uma nova matriz de gasto das famílias denominada \tilde{C} . \tilde{C} é uma matriz 67×10 que denota a nova cesta de consumo das famílias caso elas não arcassem com os custos das PNT. Desta forma, após o choque, a Equação (8) torna-se:

$$\tilde{X} = B\tilde{Y} \quad (13)$$

Onde a matriz de demanda final que comporta \tilde{C} passa a ser denotada por \tilde{Y} . A Equação 13 pode ser escrita de forma similar à Equação 11 como:

$$\begin{bmatrix} \tilde{x}_1 \\ \vdots \\ \tilde{x}_{67} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11} & \cdots & b_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{671} & \cdots & b_{6767} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} FBKF_1 & E_1 & G_1 & \tilde{C}_{11} & \tilde{C}_{12} & \tilde{C}_{13} & \tilde{C}_{14} & \tilde{C}_{15} & \tilde{C}_{16} & \tilde{C}_{17} & \tilde{C}_{18} & \tilde{C}_{19} & \tilde{C}_{110} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ FBKF_{67} & E_{67} & G_{67} & \tilde{C}_{671} & \tilde{C}_{672} & \tilde{C}_{673} & \tilde{C}_{674} & \tilde{C}_{675} & \tilde{C}_{676} & \tilde{C}_{677} & \tilde{C}_{678} & \tilde{C}_{679} & \tilde{C}_{6710} \end{bmatrix} \quad (14)$$

Subtraindo a Equação (14) da Equação (11), encontram-se os impactos diretos e indiretos oriundos do aumento da renda disponível das famílias devido a tarifas mais módicas, ou seja, quando custo das PNT não é repassado na tarifa paga pelas famílias.

$$\Delta X = \Delta VBP = \tilde{X} - X \quad (15)$$

A equação (15) de forma desagregada é a equação capaz de alcançar o objetivo deste estudo e é esquematizada como segue:

$$\begin{bmatrix} \Delta x_1 \\ \vdots \\ \Delta x_{67} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11} & \cdots & b_{167} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{671} & \cdots & b_{6767} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} FBKF_1 & E_1 & G_1 & \Delta C_{11} & \Delta C_{12} & \Delta C_{13} & \Delta C_{14} & \Delta C_{15} & \Delta C_{16} & \Delta C_{17} & \Delta C_{18} & \Delta C_{19} & \Delta C_{110} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ FBKF_{67} & E_{67} & G_{67} & \Delta C_{671} & \Delta C_{672} & \Delta C_{673} & \Delta C_{674} & \Delta C_{675} & \Delta C_{676} & \Delta C_{677} & \Delta C_{678} & \Delta C_{679} & \Delta C_{6710} \end{bmatrix} \quad (16)$$

Caso a ΔX seja positiva, demonstra que políticas públicas que visem mitigar as PNT reduzindo a tarifa de energia elétrica pagas pelas famílias são capazes de aumentar o PIB nacional e, conseqüentemente, o bem-estar das famílias quebrando o ciclo vicioso de aumento das PNT no Setor Elétrico Brasileiro.

4.2 Base de Dados

Este trabalho utilizou como base de dados as contas nacionais brasileiras para o ano de 2015 disponibilizadas pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) na forma de matriz de insumo-produto (MIP). A matriz está desagregada em 127 produtos e 67 setores. Com o objetivo de desagregar o vetor de consumo das famílias por *decis* de renda, os 127 produtos foram compatibilizados com a pesquisa de orçamento familiar 2008-2009 (POF 2008-2009) disponibilizada no banco de dados do Sistema IBGE de Recuperação Automática. A desagregação e a compatibilização da MIP e da POF 2008-2009 foi baseada na metodologia proposta por Abreu (2015).

Compatibilizados os produtos das contas nacionais brasileiras das tabelas de recursos de bens e serviços (tabela 1), usos de bens e serviços (tabela 2) e oferta e demanda da produção nacional (tabela 3) com os produtos da POF, foi adotado o procedimento padrão de organização dos dados para obtenção da matriz de insumo-produto. A MIP resultante possui tecnologia setor x setor e está disposta em 67 setores produtivos para o ano de 2015 com o vetor de demanda das famílias desagregado para os *decis* de renda. Como a MIP de 2015 foi construída considerando a estrutura produtiva brasileira para o ano de 2010, é válida a compatibilização com a POF de 2008-2009. Ademais, o fato de as bases utilizadas no estudo serem as mais atualizadas disponíveis nos órgãos oficiais brasileiros trazem confiabilidade à análise empreendida.

Com o objetivo de mensurar o custo das PNT pagas pelas famílias (*CPNT*), este trabalho utilizou as PNT reguladas, pois estas são repassadas à tarifa no momento da revisão tarifária. Segundo ANEEL (2019), o percentual médio das PNT reguladas na baixa tensão foi de 10,5% da eletricidade injetada na rede no ano de 2015. De modo a encontrar a PNT no setor residencial, aplicou-se o percentual de 10,5% sobre o total de energia elétrica consumida no setor residencial cujo montante de 118.691.434,80 MWh. Este valor foi disponibilizado pelo Sistema de Apoio à Decisão da ANEEL (SAD/ANEEL). Com isso, a PNT do setor residencial para o ano de 2015 foi de 12.462.600,65 MWh. Ao multiplicar este montante pelo valor médio da tarifa de fornecimento com impostos de R\$ 625,24 (SAD/ANEEL), encontra-se um *CPNT* da ordem de R\$ 7,8 bilhões.

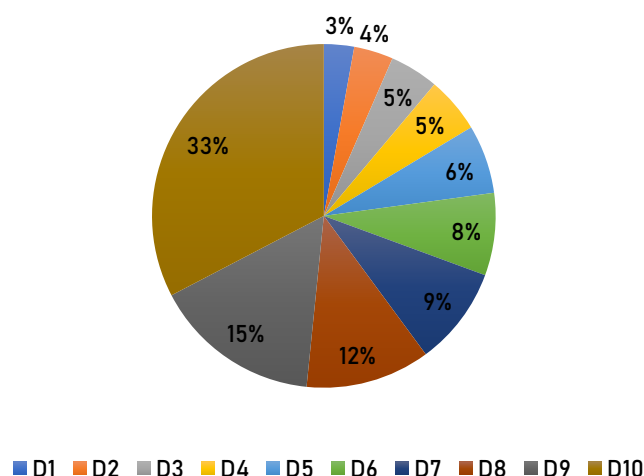
Para construir o choque, o valor de R\$ 7,8 bilhões foi subtraído do consumo total das famílias no setor de energia elétrica, sendo redistribuído na cesta de consumo de cada família de acordo com proporção de consumo de cada setor produtivo. A partir disso, foi implementada a metodologia proposta na seção anterior.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A partir de 2005, o Brasil experimentou um processo de mobilidade social em virtude do crescimento da renda, o que ocasionou um aumento da demanda por bens e serviços. Direta ou indiretamente, esse processo afetou o consumo energético das famílias. Conforme IBGE (2014a; 2014b), os bens e serviços mais impactados foram eletricidade, transporte e eletrodomésticos. O consumo de eletricidade da classe residencial, por exemplo, passou de 82,644 GWh em 2005 para 131,190 GWh em 2015, representando um aumento de 59% no período. Em 2005, o consumo do setor residencial representava 24% do consumo total de eletricidade passando para 28% em 2015, revelando que, apesar da classe residencial continuar sendo a segunda maior demandante de eletricidade, o setor tem se tornado mais intensivo no uso de energia elétrica. Além da melhoria da renda das famílias, este aumento da demanda da classe residencial pode ser explicado pelo atendimento da demanda reprimida (Programa Luz para todos), facilidade no financiamento de produtos e política de transferência de renda além da maior propensão nos centros urbanos de desempenhar atividades profissionais e de lazer nas residências (SCHAEFFER, 2003).

Sendo o uso final de eletricidade nos domicílios uma função dos equipamentos eletroeletrônicos e *proxy* para mensurar o desenvolvimento, é possível perceber que o consumo de eletricidade ainda é muito desigual no Brasil quando analisada a participação do consumo nos *decis* de renda. Como pode ser observado na Figura 14, as famílias mais pobres – até o quinto decil de renda – consomem 23% enquanto as famílias mais ricas – último decil de renda – consomem 33% da energia total consumida pelas famílias.

Figura 14 – Percentual do consumo de energia elétrica entre os *decis* de renda.



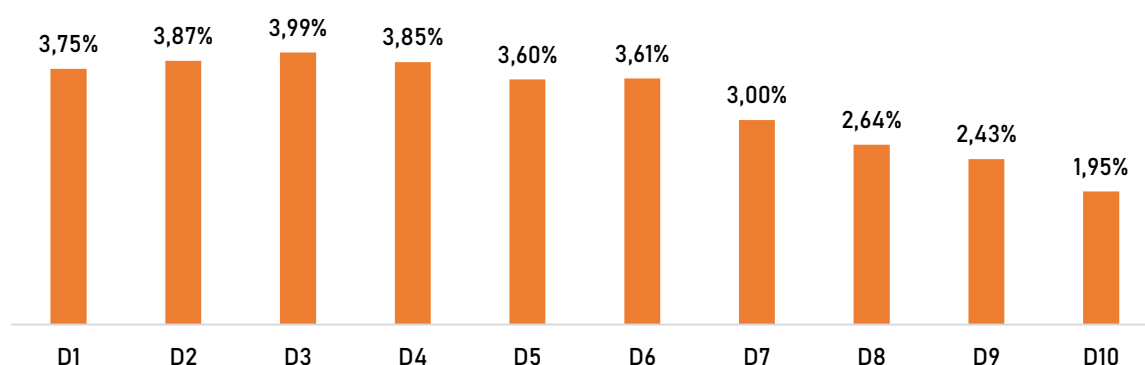
Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da MIP de 2015 do IBGE.

Além do consumo desigual entre as classes de renda, também há diferença substancial no Brasil no que tange ao peso da energia elétrica no orçamento das famílias. Nas famílias mais pobres, a eletricidade equivale a, aproximadamente, 3,7% na cesta de consumo enquanto nas famílias mais ricas, este peso é, em média, de 2,3% (ver Figura 15).

Desse modo, aumentos tarifários de energia elétrica impactam mais o bem-estar das famílias de classe mais baixas do que famílias mais abastadas. Isto revela que, ainda que tenha ocorrido uma melhoria social na última década concomitantemente às políticas de atendimento

à demanda reprimida de eletricidade no Brasil, apesar de consumirem menos da metade da energia consumida pelas famílias mais ricas, as famílias mais pobres fazem um esforço financeiro substancialmente maior para arcarem com os custos de uso de energia elétrica e, com isso, deixam de consumir outros bens e serviços. Neste sentido, o repasse das PNT previstos nos processos de ajuste tarifário anual e de revisão tarifária impactam mais significativamente as famílias de classes mais baixas. Estas famílias são as que possuem piores habitações, produtos menos eficientes e são mais vulneráveis ao desemprego, fatores socioeconômicos apontados como indutores das PNT (ARAÚJO, 2007; URANI *et al.*, 2008; DEPURU *et al.*, 2010b; GAUR e GUPTA, 2016).

Figura 15 – Peso da energia elétrica na cesta de consumo das famílias.



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da MIP de 2015 do IBGE.

Como assinalado por Depuru *et al.* (2011^a) e Depuru *et al.* (2013), a elevada taxa de desemprego e o fraco desempenho econômico do país, as condições socioeconômicas do consumidor e o valor da tarifa são preponderantes para a elevação das PNT. Sabendo que as famílias em piores condições socioeconômicas e com maior taxa de desemprego são aquelas que se encontram nos *decis* de renda mais baixos, em que a eletricidade tem maior peso na cesta de consumo, é factível indagar que a política tarifária atual ao repassar, em média, 3% dos custos oriundos das perdas entre 2008 e 2015, pode gerar um ciclo vicioso de aumento dos roubos e fraudes nestas classes de renda. Como as leis antifurto e outras punições no Brasil não são juridicamente operacionais, ressalta-se que, uma vez que o consumidor faz o “investimento” em alguma forma de furto de eletricidade, dificilmente ele possui incentivo a retornar para o consumo regular. Neste sentido, a atual política regulatória das PNT leva a um ciclo vicioso no SEB impactando distribuidoras, Governo e os consumidores regulares, conforme pôde ser observado na Figura 3, apresentada na seção introdutória.

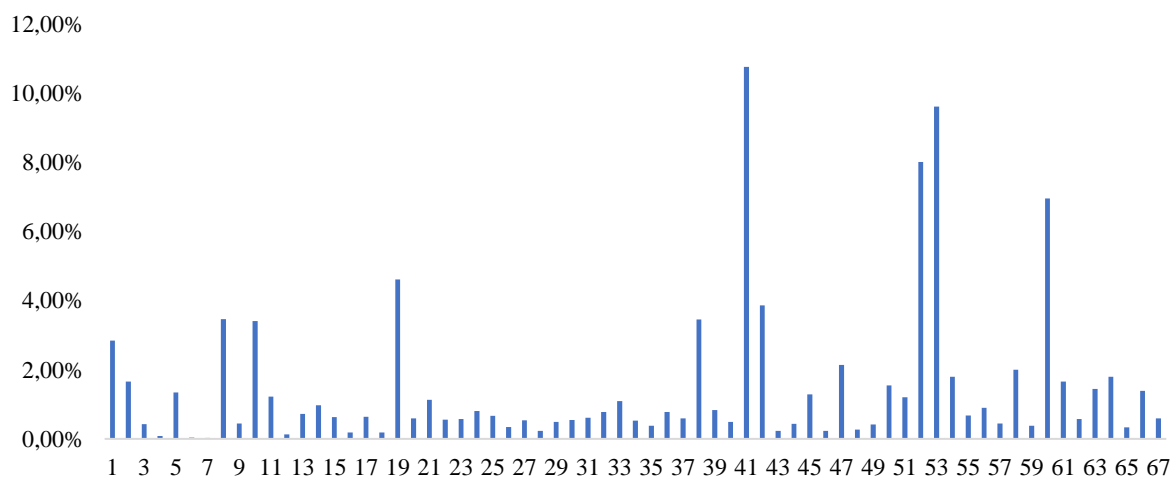
Parte das PNT são recompostas pelos consumidores regulares que arcam com o rateio dessas perdas de energia, em prejuízo da modicidade tarifária (ANEEL, 2008), reduzindo a renda disponível dos consumidores e, conseqüentemente, seu bem-estar. Diante disso, torna-se interessante mensurar os impactos diretos e indiretos dos repasses tarifários das PNT de energia elétrica sobre o consumo das famílias e sobre o PIB brasileiro no setor residencial, mercado de baixa tensão. No ano de 2015, o custo das perdas não técnicas pagas pelas famílias (CPNT) foi da ordem de R\$ 7,8 bilhões. Caso as famílias não destinassem este valor ao pagamento de energia elétrica, poderiam utilizar este recurso para consumir bens e serviços, inclusive energia elétrica, gerando um impacto direto e indireto sobre o PIB brasileiro de R\$ 12,9 bilhões. Este resultado revela que o PIB brasileiro deixou de crescer R\$ 5,1 bilhões em virtude das PNT. Como no Brasil os limites regulatórios das PNT estipulados pela ANEEL compõem a parcela A do repasse tarifário de energia elétrica, as distribuidoras devem ser remuneradas por estes

custos. Este mecanismo faz com que as distribuidoras sejam remuneradas pelas PNT até o limite regulatório, o que induz as concessionárias a encontrar formas de reduzir as perdas em seus mercados para equilibrar seu ambiente econômico-financeiro. Contudo, a introdução de novas tecnologias visando a redução das PNT na área de concessão leva a um aumento do investimento realizado (CAPEX) pelas distribuidoras, implicando também em aumento das tarifas via parcela B. Conforme aponta Araújo (2007), o processo de revisão tarifária tem como premissa que os investimentos deverão ser reconhecidos nas tarifas. Desta forma, é plausível afirmar que a tarifa de eletricidade paga pelo consumidor regular sofre impacto tanto das PNT reguladas quanto do aumento do CAPEX para reduzir estas perdas.

Neste sentido, somente o repasse das PNT e o aumento da eficiência em gerenciar as perdas impostas pela ANEEL às distribuidoras podem ser falhos para mitigar as PNT, principalmente em áreas com Severas Restrições à Operação, visto que ambos levam ao aumento da tarifa (ARAÚJO, 2007). Uma alternativa para mitigar os custos das PNT na tarifa de eletricidade brasileira, uma das mais caras do mundo, é repassar ao consumidor regular a diferença entre o *CPNT* e o impacto no PIB. Sabendo que o custo das PNT para as distribuidoras foi de R\$ 7,8 bilhões e o impacto líquido no PIB foi de R\$ 5,1 bilhões, é possível inferir que se os repasses tarifários fossem da ordem de R\$ 2,7 bilhões, o PIB brasileiro se manteria constante, as distribuidoras seriam remuneradas e o SEB apresentaria uma tarifa de energia elétrica mais módica. Com base neste resultado, medidas de mitigação das PNT que não impactem substancialmente a tarifa de energia elétrica são mais custo-efetivas no combate às PNT, mais equitativas para a sociedade e mais benéficas para economia como um todo. Tais medidas são capazes de aumentar a modicidade tarifária, aumentar a utilidade das famílias, garantir as receitas das distribuidoras e aumentar o PIB brasileiro.

A Figura 16 mostra o impacto do aumento da renda disponível no orçamento das famílias nos 67 setores produtivos brasileiros. Os dez setores mais beneficiados com o exercício realizado neste trabalho foram: Comércio por atacado e varejo (41); Atividades imobiliárias (53); Intermediação financeira, seguros e previdência complementar (52); Refino de petróleo e coquerias (19); Transporte terrestre (42); Abate e produtos de carne, inclusive os produtos do laticínio e da pesca (8); Energia elétrica, gás natural e outras utilidades (38); Outros produtos alimentares (10); Agricultura, inclusive o apoio à agricultura e a pós-colheita (1) e Alimentação (47).

Figura 16 – Aumento percentual do consumo das famílias decorrente do aumento da renda disponível⁵.



⁵ O Anexo B explicita os 67 setores produtivos brasileiros da Matriz Insumo Produto 2015 - IBGE.

Fonte: Elaboração própria.

Este resultado indica que o aumento da renda disponível induziria o aumento da demanda das famílias pelos setores de serviços, transporte e alimentação, elevando o bem-estar dos consumidores. Importante lembrar que tais setores possuem um alto multiplicador de produção, renda e emprego, o que retroalimentaria um círculo virtuoso na economia. Isso demonstra que o ônus das PNT, além de impactar a receita das distribuidoras e a arrecadação do governo, também recai sobre a redução do poder de compra dos consumidores, impactando substancialmente a demanda pelos demais setores da economia brasileira. Portanto, encontrar alternativas para mitigar as PNT que proporcionem modicidade tarifária é, em última instância, reduzir as disparidades sociais gerando desenvolvimento econômico ao País.

6 CONCLUSÕES

Este trabalho evidenciou a relevância do problema das perdas não técnicas para os sistemas elétricos, de forma global. As perdas são causadas, majoritariamente, pelos furtos, fraudes, erros de leitura, de medição e de faturamento. Também conhecidas na literatura como perdas comerciais, estas são difíceis de serem mensuradas e de serem tratadas pelas agências reguladoras e distribuidoras. As perdas geram aumento da tarifa de eletricidade e os custos são arcados tanto pelas distribuidoras, como pelos consumidores regulares, o que, por consequência, reduz a arrecadação governamental. Apesar de as perdas comerciais serem mais consideráveis em países de baixa renda, nações desenvolvidas também enfrentam o problema. As perdas levam à redução de receita das distribuidoras e, consequentemente, na diminuição de sua capacidade de investimento na melhoria dos serviços, à pressão ambiental e ao desperdício dos recursos energéticos escassos, à redução da renda disponível dos consumidores e da percepção da qualidade dos sistemas elétricos, além de diminuir a arrecadação de impostos pelo governo.

A literatura demonstra que os esforços dos pesquisadores estão majoritariamente voltados para a proposição de soluções para detecção das perdas não técnicas no âmbito das distribuidoras. Conforme evidenciado na análise bibliométrica, grande parte das publicações mais citadas possuem como escopo o desenvolvimento, aprimoramento ou a revisão da literatura dos esquemas de detecção, especialmente para a classificação de perfis de consumo anormais, através do uso de SVM e de árvores de decisão. Além disso, observa-se que a tendência tecnológica, especialmente em países desenvolvidos, é de substituir os medidores e redes tradicionais por medidores e redes inteligentes. O investimento na implementação de métodos de detecção de roubo de eletricidade e na eficiência do sistema tem o potencial de reduzir as perdas e de tornar mais eficientes e seguros os sistemas elétricos.

A revisão bibliométrica também demonstrou que o assunto é relativamente recente e que esta agenda de pesquisa está em crescimento. Isso pode demonstrar uma tendência de evolução do campo de pesquisa para os próximos anos. Observa-se, como esperado, que as áreas de pesquisa mais relevantes sobre perdas não técnicas são a Engenharia, Ciência da Computação e Energia e Combustíveis, mas que estas possuem certa interdisciplinaridade com outras áreas, como por exemplo a Economia.

Através da rede de citação de autores, notou-se que Jawad Nagi foi o autor mais relevante na proposição de métodos de detecção que utilizam SVM e rede neural artificial. Interessante notar também que houve concentração de artigos publicados em países em desenvolvimento, como Índia, China e Brasil. Isso demonstra que, por afligir de forma mais pungente essas localidades, demanda também análise mais detida das raízes e possíveis soluções para mitigação das perdas não técnicas.

Nesse bojo, a problemática deve ser analisada de maneira multifacetada, visto que envolve fatores socioeconômicos, relaciona-se à corrupção dos governantes e de funcionários das distribuidoras e à governança deficiente de muitos países. Sem endereçar essas questões, os investimentos dos países e distribuidoras para a redução das perdas podem surtir pouco efeito. Nesse sentido, o papel do regulador também é essencial para o bom funcionamento do sistema e para o estímulo à redução das perdas pelas distribuidoras.

No Brasil, a ANEEL tem focado em soluções estratégicas baseadas na regulação, na gestão e no estímulo aos investimentos em novas tecnologias para redução das perdas. O estabelecimento das perdas não técnicas regulatórias através da definição de distribuidoras *benchmarks*, de acordo com a área de concessão e as características socioeconômicas, para o repasse eficiente das perdas, permitiu reduzir o percentual de perdas não técnicas regulatórias

sobre o mercado de baixa tensão faturado, quando se compara 2020 com 2008 (10,8% frente a 14,3%).

Entretanto, a atual política tarifária, ao repassar as perdas não técnicas regulatórias aos consumidores regulares, gera um ciclo vicioso de aumento de perdas, que impacta direta e indiretamente as distribuidoras, o governo e os consumidores. Nesse sentido, essa dissertação demonstrou que políticas públicas que visem a mitigar as PNT reduzindo a tarifa de energia elétrica são capazes de aumentar o PIB nacional e, consequentemente, o bem-estar das famílias.

Para calcular os impactos diretos e indiretos sobre o PIB e o consumo das famílias, foi utilizada a metodologia de insumo-produto com a matriz do IBGE de 2015 desagregada pelos *decis* de renda. Através da desagregação do consumo das famílias pelos *decis* de renda, observou-se que o peso do setor de energia elétrica, gás natural e outras concessionárias é maior no orçamento das famílias de renda mais baixa, apesar de consumirem somente 23% do total de eletricidade da classe residencial.

Os resultados demonstraram que o custo das PNT pago na tarifa de eletricidade, quando redistribuído na cesta de consumo das famílias, geraria aumento, direto e indireto, de R\$ 12,9 bilhões sobre o PIB, cujo impacto líquido seria de R\$ 5,1 bilhões. Este valor representa 65,4% do montante total das PNT reguladas repassadas às tarifas de eletricidade. Sendo assim, somente 34,6% deveriam ser efetivamente repassadas às tarifas, isto é, em vez de R\$ 7,8 bilhões, seriam repassados R\$ 2,7 bilhões relativos às PNT, implicando em modicidade tarifária.

Diferentemente dos trabalhos anteriores, este estudo realizou um exercício pioneiro buscando mostrar que medidas de redução das PNT mais justas e equitativas para os consumidores implicariam tarifas mais módicas. Tarifa menor aumenta a renda disponível das famílias para consumir outros produtos e, até mesmo eletricidade, possibilitando a redução dos roubos, fraudes e a inadimplência decorrente do alto custo da eletricidade no orçamento das famílias. A premissa por trás deste argumento recai sobre o fato de que tarifas menores incentivariam a regularização do consumo de energia elétrica, visto que os consumidores visariam a um serviço de melhor qualidade.

Para os consumidores de renda mais baixa, a ampliação das tarifas sociais, políticas que visem a substituição dos eletroeletrônicos por produtos mais eficientes e a introdução de fontes renováveis de energia nas áreas com severas restrições à operação são mais eficazes para reduzir o percentual de PNT no mercado de baixa tensão brasileiro. Atualmente o consumidor regular arca parcialmente pela fraude e furto de eletricidade com, em média, 3% do valor da tarifa, uma vez que a ANEEL reconhece valores regulatórios eficientes. Portanto, a adoção de estratégias para identificação de roubos e fraudes e de valores regulatórios eficientes devem estar atreladas a uma política de tarifas mais módicas e políticas alternativas de inclusão social para serem capazes de reduzir substancialmente o percentual de PNT na classe residencial.

Desta forma, acredita-se que seja possível reverter o ciclo vicioso de aumento das PNT levando o setor elétrico a alcançar as diretrizes do atual modelo regulatório de universalização da oferta, segurança do sistema e modicidade tarifária. Ademais, seria possível aumentar a capacidade das distribuidoras em fazer novos investimentos, melhorar a qualidade da oferta, reduzir a probabilidade de apagões e oscilações nos horários de pico de carga e, por fim, diminuir o desperdício de recursos ambientais e energéticos. O Governo também seria beneficiado com a política proposta, uma vez que poderia aumentar suas receitas por meio da maior arrecadação de impostos decorrente do aumento do número de consumidores regulares conectados à rede.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABRADEE – Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica, 2019a. Entenda a Indústria de Energia Elétrica: Módulo V – Distribuição. Instituto Abradee da Energia. Disponível em: <https://www.abradee.org.br/publicacoes/>. Acesso em: 23 mai. 2020.

ABRADEE, 2019b. Entenda a Indústria de Energia Elétrica: Módulo II – Quem é quem no setor elétrico brasileiro?. Instituto Abradee da Energia. Disponível em: <https://www.abradee.org.br/publicacoes/>. Acesso em: 23 mai. 2020.

ABRADEE, 2019c. Entenda a Indústria de Energia Elétrica: Módulo I – A indústria de Energia Elétrica. Instituto Abradee da Energia. Disponível em: <https://www.abradee.org.br/publicacoes/>. Acesso em: 23 mai. 2020.

ABREU, M.W.; Análise do Consumo de Energia Direta e Indireta das Famílias Brasileiras por Faixa de Renda. Dissertação de Mestrado, PPE/COPPE/UFRJ. 2015.

AHMAD, T.; CHEN, H.; WANG, J.; GUO, Y. Review of various modeling techniques for the detection of electricity theft in smart grid environment. Renewable and Sustainable Energy Reviews, v. 82, n.3, p. 2916-2933, 2018.

ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica, 2008. Nota Técnica nº 342, de 11 de março de 2008. Metodologia de tratamento regulatório para perdas não técnicas de energia elétrica: Segundo Ciclo de Revisão Tarifária periódica das concessionárias de distribuição de energia elétrica. Disponível em: <http://www2.aneel.gov.br/arquivos/PDF/Nota%20T%c3%a9cnica%20342%20-%20Perdas%20N%c3%a3o%20T%c3%a9nicas.pdf>. Acesso em: 16 jul. 2020.

ANEEL, 2015a. Entendendo a Tarifa – O que é a Parcela B? Disponível em: https://www.aneel.gov.br/entendendo-a-tarifa/-/asset_publisher/uQ5pCGhnyj0y/content/parcela-b/654800?inheritRedirect=false. Acesso em: 14 jul. 2020.

ANEEL, 2015b. SRD - Superintendência de Regulação dos Serviços de Distribuição. Disponível em: <https://www.aneel.gov.br/srd>. Acesso em: 25 fev. 2022.

ANEEL, 2016. Entendendo a Tarifa – Entenda a Parcela A. Disponível em: https://www.aneel.gov.br/entendendo-a-tarifa/-/asset_publisher/uQ5pCGhnyj0y/content/parcela-a/654800?inheritRedirect=false#:~:text=A%20Parcela%20A%20envolve%20os,vontade%20ou%20gest%C3%A3o%20da%20distribuidora. Acesso em: 14 jul. 2020.

ANEEL, 2019. Relatório Perdas de Energia Elétrica na Distribuição – Edição 01/2019. Disponível em: <https://www.aneel.gov.br/documents/654800/18766993/Relat%C3%B3rio+Perdas+de+Energia+Edi%C3%A7%C3%A3o+1-2019-02-07.pdf/d7cc619e-0f85-2556-17ff-f84ad74f1c8d>. Acesso em: 18 set. 2019.

ANEEL, 2021a. Relatório Perdas de Energia Elétrica na Distribuição – Edição 01/2021. Disponível em: <https://antigo.aneel.gov.br/documents/654800/18766993/Relat%C3%B3rio+Perdas+de+Energia+Edi%C3%A7%C3%A3o+1-2021.pdf/143904c4-3e1d-a4d6-c6f0-94af77bac02a>. Acesso em: 23 fev. 2022.

ANEEL, 2021b. Nota Técnica SRM/SGT/ANEEL nº 99, de 6 de outubro de 2021. Disponível em: https://www.aneel.gov.br/consultas-publicas?p_p_id=participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet&p_p_lifecycle=2&p_p_state=normal&p_p_mode=view&p_p_cacheability=cacheLevelPage&p_p_col_id=column-2&p_p_col_pos=1&p_p_col_count=2&participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet_ideDocumento=44968&participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet_tipoFaseReuniao=fase&participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet_jspPage=%2Fhtml%2Fpp%2Fvisualizar.jsp. Acesso em: 25 fev. 2022.

ANGELOS, E. W. S.; SAAVEDRA, O. R.; CORTÉS, O. A. C.; SOUZA, A. N. Detection and Identification of Abnormalities in Customer Consumptions in Power Distribution Systems. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 26, n. 4, p. 2436-2442, 2011.

ARAUJO, A. C. M. Perdas e Inadimplência na Atividade de Distribuição de Energia Elétrica no Brasil. Tese (doutorado) – Programa de Pós-Graduação em Planejamento Energético do Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia (COPPE) da Universidade Federal do Rio De Janeiro, Rio de Janeiro, 2007.

BANDIM, C. J.; ALVES Jr., J. E. R.; PINTO Jr., A. V.; SOUZA, F. C.; LOUREIRO, M. R. B.; MAGALHÃES, C. A.; GALVEZ-DURAND, F. Identification of Energy Theft and Tampered Meters Using a Central Observer Meter: A Mathematical Approach. Institute of Electrical and Electronics Engineers – IEEE, p. 163-168, 2003.

BUZAU, M. M.; AGUILERA, J. T.; ROMERO, P. C.; EXPÓSITO, A. G. Hybrid Deep Neural Networks for Detection of Non-Technical Losses in Electricity Smart Meters. IEEE Transactions on Power Systems, v. 35, n. 2, 2020.

CAMPI, M. T. C.; ARDERIUS, D. D.; BAUTE, E. T. The economic impact of electricity losses. Energy Economics, v. 75, p. 309-322, 2018.

CHAUHAN, A.; RAJVANSHI, S. Non-Technical Losses in Power System: A Review. International Conference on Power, Energy and Control (ICPEC), p. 558-561, 2013.

CHAIN, C. P.; SANTOS, A. C.; CASTRO JÚNIOR, L. G.; PRADO, J. W. Bibliometric analysis of the quantitative methods applied to the measurement of industrial clusters. Journal of Economic Surveys, v. 0, n. 0, p. 1-25, 2018.

CHEN, C. Searching for intellectual turning points: Progressive knowledge domain visualization. Proceedings of the National Academy of Sciences, USA, v. 101, p. 5303-5310, 2004.

CHEN, C. CiteSpace II: Detecting and Visualizing Emerging Trends and Transient Patterns in Science Literature. Journal of the American Society for Information Science and Technology, v. 57, n. 3, p. 359-377, 2006.

CHEN, Y.; WU, C. The hot spot transformation in the research evolution of maker. *Scientometrics*, v. 113, n. 3, p. 1307-1324, 2017.

CLARIVATE, c2022. Journal Citation Reports. Disponível em: <https://clarivate.com/webofsciencegroup/solutions/journal-citation-reports/>. Acesso em: 22 fev. 2022.

COSTA, D. F.; CARVALHO, F. M.; MOREIRA, B. C. M.; PRADO, J. W. Bibliometric analysis on the association between behavioral finance and decision making with cognitive biases such as overconfidence, anchoring effect and confirmation bias. *Scientometrics*, v. 111, n. 3, p. 1775-1799, 2017.

CRONIN, B. Bibliometrics and beyond: some thoughts on web-based citation analysis. *Journal of Information Science*, v. 27, p. 1-7, 2001.

CRUZ, K. E. A.; RAMOS, F. de S. Impacto de variáveis socioeconômicas sobre as perdas comerciais de energia elétrica. *Revista Brasileira de Economia de Empresas*, v. 2, p. 31-52, 2014.

DAS, A.; MCFARLANE, A. Non-linear dynamics of electric power losses, electricity consumption, and GDP in Jamaica. *Energy Economics*, v. 84, 2019.

DAVIDSON, I. E. Evaluation and effective management of nontechnical losses in electrical power networks, in *Proc. 6th Africon Conf. Africa*, Oct. 2–4, 2002, vol. 1, pp. 473–477.

DEPURU, S. S. S. R.; WANG, L.; DEVABHAKTUNI, V. A Conceptual Design Using Harmonics to Reduce Pilfering of Electricity. *IEE PES General Meeting*, Minneapolis, Minnesota, jul-2010a.

DEPURU, S. S. S. R.; WANG, L.; DEVABHAKTUNI, V.; GUDI, N. Measures and Setbacks for Controlling Electricity Theft. In: *Proc. IEEE North American power symposium*, Arlington, TX; 2010b.

DEPURU, S. S. S. R.; WANG, L.; DEVABHAKTUNI, V. Electricity theft: Overview, issues, prevention and a smart meter based approach to control theft. *Energy Policy*, v. 39, p. 1007–1015, 2011a.

DEPURU, S. S. S. R.; WANG, L.; DEVABHAKTUNI, V.; GUDI, N. Smart Meters for Power Grid – Challenges, Advantages and Status. *IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition*, p. 1-7, 2011b.

DEPURU, S. S. S. R.; WANG, L.; DEVABHAKTUNI, V.; GREEN, R. C. High performance computing for detection of electricity theft. *Electrical Power and Energy Systems*, v. 47, p. 21-30, 2013.

EIA – ENERGY INFORMATION ADMINISTRATION, 2019. How much electricity is lost in electricity transmission and distribution in the United States? Disponível em: <https://www.eia.gov/tools/faqs/faq.php?id=105&t=3#:~:text=The%20U.S.%20Energy%20Inf>

[ormation%20Administration,in%20the%20State%20Electricity%20Profiles..](#). Acesso em: 10 jan. 2021.

ELSEVIER, c2021. Energy Policy. Disponível em: <https://www.journals.elsevier.com/energy-policy>. Acesso em: 08 jan. 2021.

EPE, 2021. Empresa de Planejamento Energético. Anuário Estatístico de Energia Elétrica 2021 – ano base 2020. Disponível em: https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-160/topico-168/Anu%C3%A1rio_2021.pdf. Acesso em: 08 mar. 2022.

EPE. Transmissão de Energia Elétrica. In: _____. Plano decenal de expansão de energia 2029. Ministério de Minas e Energia/Empresa de Pesquisa Energética: MME/EPE, 2019, p. 104-152. Disponível em: <http://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/Documents/PDE%202029.pdf>. Acesso em: 23 mai. 2020.

FILSER, L. D.; SILVA, F. F.; OLIVEIRA, O. J. State of research and future research tendencies in lean healthcare: A bibliometric analysis. *Scientometrics*, v. 112, n. 2, p. 799-816, 2017.

IEEE XPLORE, c2021. IEEE Transactions on Smart Grid – About Journal. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/xpl/RecentIssue.jsp?punumber=5165411>. Acesso em: 08 jan. 2021.

IEEE XPLORE, c2022a. IEEE Transactions on Power Systems – About Journal. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/xpl/aboutJournal.jsp?punumber=59>. Acesso em: 22 fev. 2022.

IEEE XPLORE, c2022b. IEEE Transactions on Power Delivery – About Journal. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/xpl/aboutJournal.jsp?punumber=61>. Acesso em: 22 fev. 2022.

GAUR, V.; GUPTA, E. The determinants of electricity theft: An empirical analysis of Indian states. *Energy Policy*, v. 93, p. 127-136, 2016.

FRANCISCO, C.M. Connecting renewable power plant to the Brazilian transmission power system [dissertation]. Washington (DC): The George Washington University, 2012.

GAUR, V.; GUPTA, E. The determinants of electricity theft: An empirical analysis of Indian states. *Energy Policy*, v. 93, p. 127-136, 2016.

GLAUNER, P.; MEIRA, J. A.; VALTCHEV, P.; STATE, R.; BETTINGER, F. The Challenge of Non-Technical Loss Detection Using Artificial Intelligence: A Survey. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, v. 10, p. 760-775, 2017.

HAYASHI, M. C.; HAYASHI, C. R.; MARTINEZ, C. M. Estudos sobre jovens e juventude: Diferentes percursos refletidos na produção científica brasileira. *Educação, Sociedade & Culturas*. n. 27, p. 131-154, 2008.

HE, Y.; MENDIS, G. J.; WEI, J. Real-Time Detection of False Data Injection Attacks in Smart Grid: A Deep Learning-Based Intelligent Mechanism. *IEEE Transactions on Smart Grid*, v. 8, n. 5, p. 2505-2516, 2017.

HIRSCH, J. E. An index to quantify an individual's scientific research output. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, v. 102, n. 46, p. 16569-16572, 2005.

HUBACK, V. B. S. Medidas ao Combate a Perdas Elétricas Não Técnicas em Áreas com Severas Restrições à Operação de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica. Dissertação (mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Planejamento Energético do Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia (COPPE) da Universidade Federal do Rio De Janeiro, Rio de Janeiro, 2018.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. 2014a. Pesquisa de Orçamentos Familiares 2002-2003. Disponível em: http://www.ibge.gov.br/home/xml/pof_2002_2003.shtm.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. 2014b. Pesquisa de Orçamentos Familiares 2008-2009. Disponível em: http://www.ibge.gov.br/home/xml/pof_2008_2009.shtm.

JAMIL, F. Electricity theft among residential consumers in Rawalpindi and Islamabad. *Energy Policy*, v. 123, p. 147-154, 2018.

JAMIL, F.; AHMAD, E. Policy considerations for limiting electricity theft in the developing countries. *Energy Policy*, v. 129, p. 452-458, 2019.

JIANG, R.; LU, R.; WANG, Y.; LUO, J.; SHEN, C.; SHEN, X. S. Energy-Theft Detection Issues for Advanced Metering Infrastructure in Smart Grid. *Tshinghua Science and Technology*, v. 19, n. 2, p. 105-120, 2014.

JINDAL, A.; DUA, A.; KAUR, K.; SINGH, M.; KUMAR, N.; MISHRA, S. Decision Tree and SVM-based Data Analytics for Theft Detection in Smart Grid. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, v. 12, n. 3, p. 1005-1016, 2016.

JOKAR, P.; ARIANPOO, N.; LEUNG, V. C. M. Electricity Theft Detection in AMI Using Customers' Consumption Patterns. *IEEE Transactions on Smart Grid*, p. 1-11, 2016.

KHAN, B. S.; NIAZI, M. A. Network Community Detection: A Review and Visual Survey. *Computer Science*, 2017.

LEONTIEF, W. *The Structure of American Economy, 1919–1929*. Cambridge: Harvard University Press, MA, 1941.

LEONTIEF, W. “A Análise de Insumo-Produto”. *A Economia do Insumo-Produto*. São Paulo: Abril Cultural, 1965.

LEONTIEF, W. *A economia do insumo-produto*. 2.ed. São Paulo: Nova Cultural, 226p, 1986.

LIGHT. Contribuição à Audiência Pública nº 089/2013: Perdas Não Técnicas. Rio de Janeiro: 2013.

LONG, H. CHEN, C.; GU, W.; XIE, J.; WANG, Z.; LI, G. A Data-Driven Combined Algorithm for Abnormal Power Loss Detection in the Distribution Network. *IEEE Access*, v. 8, p. 24675-24686, 2020.

MAIA, S. C.; BENEDICTO, G. C.; PRADO, J. W.; ROBB, D. A.; BISPO, O. N. A.; BRITO, M. J. Mapping the literature on credit unions: a bibliometric investigation grounded in Scopus and Web of Science. *Scientometrics*, v. 120, p. 929-960, 2019.

MASSAFERRO, P.; MARTINO, J. M. Di.; FERNÁNDEZ, A. Fraud Detection in Electric Power Distribution: An Approach That Maximizes the Economic Return. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 35, n. 1, 2020.

MCLAUGHLIN, S.; HOLBERT, B.; FAWAZ, A.; BERTHIER, R.; ZONOUZ, S. A Multi-Sensor Energy Theft Detection Framework for Advanced Metering Infrastructures. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, v. 31, n. 7, p. 1319-1330, 2013.

MESSINIS, G. M.; HATZIARGYRIOU, N. D. Review of non-technical loss detection methods. *Electric Power Systems Research*, v. 158, p. 250-266, 2018.

MILLER, R.E.; BLAIR, P.D. Input-output analysis: foundations and extensions. Cambridge: Cambridge University Press, 2nd ed, 750 p., 2009.

MONTOYA, M. A.; PASQUAL, C. A.; LOPES, R. L.; GUILHOTO, J. J. M. As Relações Intersetoriais do Setor Energético no Crescimento da Economia Brasileira: Uma Abordagem Insumo-Produto. *NEREUS*, Texto para Discussão, 2013.

NAGI, J.; YAP, K.S.; TIONG, S. K.; AHMED, S. K.; MOHAMAD, M. Nontechnical Loss Detection for Metered Customers in Power Utility Using Support Vector Machines. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 25, n. 2, p. 1162-1171, 2010.

NAGI, J.; YAP, K. S.; TIONG, S. K.; AHMED, S. K.; NAGI, F. Improving SVM-Based Nontechnical Loss Detection in Power Utility Using the Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 26, n. 2, 2011.

NAVANI, J. P.; SHARMA, N. K., SAPRA, S. Technical and Non-Technical Losses in Power System and Its Economic Consequence in Indian Economy. *International Journal of Electronics and Computer Science Engineering*, v. 1, n. 2, 2012.

NIZAR, A.H.; DONG, Z.Y.; WANG, Y. Power utility nontechnical loss analysis with extreme learning machine model. *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 23, no. 3, pp. 946–955, Aug. 2008.

NORTHEAST GROUP, LLC, 2017. Electricity Theft and Non-Technical Losses Global Markets, Solutions, and Vendors. Disponível em: [Brochure-Electricity Theft & Non-Technical Losses - Northeast Group \(northeast-group.com\)](https://www.northeast-group.com/Brochure-Electricity%20Theft%20&%20Non-Technical%20Losses). Acesso em: 12 jan. 2021.

OBAFEMI, F. N.; IFERE, E. O. Non-Technical Losses, Energy Efficiency and Conservative Methodology in the Electricity Sector of Nigeria: The Case of Calabar, Cross River State. *International Journal of Energy Economics and Policy*, v. 3, n. 2, p.185-192, 2013.

PINTO, C. F.; SERRA, F. R.; FERREIRA, M. P. A Bibliometric Study on Culture Research in International Business. *Brazilian Administration Review*, v. 11, n. 3, p. 340-363, 2014.

PIRES, J.C.L. The Reform Process within the Brazilian Electricity Sector. BNDES/PNUD, Brasília-DF, 1999, Available at http://www.bndes.gov.br/SiteBNDES/export/sites/default/bndes_en/Galerias/Download/studies/studie01.pdf, 1999.

POVEDA, M. New method to calculate power distribution losses in an environment of high unregistered loads. *Proceedings of the IEEE Power Engineering Society Transmission and Distribution Conference*, p. 609-614, 1999.

PRADO, J. W.; ALCÂNTARA, V. C.; CARVALHO, F. M.; VIEIRA, K. C.; MACHADO, L. K. C.; TONELLI, D. F. Multivariate analysis of credit risk and bankruptcy research data: a bibliometric study involving different knowledge fields (1968-2014). *Scientometrics*, v. 106, n. 3, p. 1007-1029, 2016.

SALINAS, S.; LI, M.; LI, P. Privacy-Preserving Energy Theft Detection in Smart Grids: A P2P Computing Approach. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, v. 31, n. 9, p. 257-267, set-2013.

SALINAS; S.; LI, P. Privacy-Preserving Energy Theft Detection in Microgrids: A State Estimation Approach. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 31, p. 883-894, mar-2016.

SAVIAN, F. S.; SILUK, J. C. M.; GARLET, T. B.; NASCIMENTO, F; M.; PINHEIRO, J. R.; VALE, Z. Non-technical losses: A systematic contemporary article review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 147, 2021.

SCHAEFFER, R.; COHEN, C.; ALMEIDA, M. A.; ACHÃO, C.C.; CIMA, F. M. Energia e Pobreza: Problemas de Desenvolvimento Energético e Grupos Sociais Marginais em Áreas Rurais e Urbanas do Brasil. *Unidad de Recursos Naturales e Infraestructura de La Comisión Económica para América Latina y el Caribe (Cepal)*, Naciones Unidas, Santiago de Chile, 2003.

SCOPUS, 2021. Content Coverage. Disponível em: https://www-elsevier-com.ez30.periodicos.capes.gov.br/solutions/scopus/how-scopus-works/content?dgcid=RN_AGCM_Sourced_300005030. Acesso em: 15 ago. 2021.

SIMÕES, P. F. M.; SOUZA, R. C.; CALILI, R. F.; PESSANHA, J. F. M. P. Analysis and short-term predictions of non-technical loss of electric power based on mixed effects models. *Socio-Economic Planning Sciences*, v. 71, 2020.

SMITH, T.B. Electricity theft: a comparative analysis. *Energy Policy*, v. 32, 2067–2076, 2004.

SOUZA, F.C.; LEGEY, L.F.L. Dynamics of risk management tools and auctions in the second phase of the Brazilian Electricity Market reform. *Energy Policy*. 2010; 38:1715-33.

TASDOVEN, H.; FIEDLER, B. A.; GARAYEV, V. Improving electricity efficiency in Turkey by addressing illegal electricity consumption: A governance approach. *Energy Policy*, v. 43, p. 226-234, 2012.

URANI, A.; FONTES, A.; FRANCO, S. Efeito do ambiente socioeconômico sobre as perdas não técnicas na distribuição de energia elétrica: Estudo realizado para a Light. Instituto de Estudos do Trabalho e Sociedade, Rio De Janeiro, 2008.

VIEGAS, J. L.; ESTEVES, P. R.; MELÍCIO, R.; MENDES, V. M. F.; VIEIRA, S. M. Solutions for detection of non-technical losses in the electricity grid: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 80, p. 1256-1268, 2017.

WEB OF SCIENCE, 2021. WEB OF SCIENCE. Disponível em: <https://clarivate.com/webofsciencelgroup/solutions/web-of-science/>. Acesso em: 15 ago. 2021.

WEI, F.; GRUBESIC, T. H.; BISHOP, B. W. Exploring the GIS Knowledge Domains Using CiteSpace. *The Professional Geographer*, v. 0, n. 0, p. 1-11, 2015.

WORLD BANK. Reducing Technical and Non-Technical Losses in the Power Sector. World Bank Group Energy Sector Strategy. 2009.

XIAO, Z.; XIAO, Y.; DU, D. H.; Non-repudiation in neighborhood area networks for smart grid. *IEEE Communications Magazine*, v. 51, n. 1, p. 18-26. 2013.

YAKUBU, O.; BABU, N.; ADJEI, O. Electricity theft: Analysis of the underlying contributory factors in Ghana. *Energy Policy*, v. 123, p. 611-618, 2018.

ZHENG, Z.; YANG, Y.; NIU, X.; DAI, H.-N.; ZHOU, Y. Wide and Deep Convolutional Neural Networks for Electricity-Theft Detection to Secure Smart Grids. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, v. 14, n. 4, p. 1606-1615, 2018.

ANEXOS

ANEXO A - Percentual de Perda Não Técnica sobre a Baixa Tensão por Distribuidoras

Distribuidora	Perdas	Média 2008-2020	Distribuidora	Perdas	Média 2008-2020
Amazonas Energia	PNT Real	118,3%	Cia Campolarguense de Energia - COCEL	PNT Real	2,7%
	PNT Regulatória	57,8%		PNT Regulatória	0,6%
Enel Rio de Janeiro	PNT Real	25,0%	Companhia de Eletricidade do Estado da Bahia - COELBA	PNT Real	9,0%
	PNT Regulatória	21,4%		PNT Regulatória	9,1%
EDP São Paulo	PNT Real	16,2%	Enel Ceará	PNT Real	7,0%
	PNT Regulatória	12,9%		PNT Regulatória	5,6%
Roraima Energia	PNT Real	13,4%	Cooperalliança	PNT Real	0,8%
	PNT Regulatória	23,1%		PNT Regulatória	0,6%
Companhia de Eletricidade do Amapá	PNT Real	68,4%	Copel	PNT Real	4,4%
	PNT Regulatória	49,5%		PNT Regulatória	3,7%
Equatorial Energia Alagoas	PNT Real	41,1%	Cia Energética do Rio Grande do Norte - COSERN	PNT Real	3,1%
	PNT Regulatória	24,2%		PNT Regulatória	4,9%
CEB	PNT Real	7,9%	CPFL Paulista	PNT Real	6,8%
	PNT Regulatória	5,8%		PNT Regulatória	6,2%
Cia Estadual de Distribuição de Energia Elétrica - CEEE-D	PNT Real	24,9%	CPFL Piratininga	PNT Real	6,8%
	PNT Regulatória	11,3%		PNT Regulatória	4,4%
Celesc	PNT Real	5,1%	Departamento Municipal de Energia de Ijuí – DMEI	PNT Real	4,9%
	PNT Regulatória	3,6%		PNT Regulatória	4,9%
Enel Goiás	PNT Real	5,5%	DME Distribuição	PNT Real	1,1%
	PNT Regulatória	3,9%		PNT Regulatória	1,2%
Equatorial Energia Pará	PNT Real	44,2%	Energisa Borborema	PNT Real	3,9%
	PNT Regulatória	36,1%		PNT Regulatória	7,7%
Cia Energética de Pernambuco - CELPE	PNT Real	18,2%	Empresa Força e Luz João Cesa - EFLJC	PNT Real	0,4%
	PNT Regulatória	14,9%		PNT Regulatória	0,5%
Energisa Tocantins	PNT Real	4,1%	Empresa Força e Luz Urussanga - EFLUL	PNT Real	-6,1%
	PNT Regulatória	5,3%		PNT Regulatória	0,1%
Equatorial Energia Maranhão	PNT Real	14,8%	Elektro	PNT Real	4,0%
	PNT Regulatória	16,9%		PNT Regulatória	2,6%
Energisa Mato Grosso	PNT Real	12,2%	Energisa Acre	PNT Real	22,1%
	PNT Regulatória	8,3%		PNT Regulatória	17,1%
Cemig	PNT Real	10,4%	Centrais Elétricas de Carazinho – Eletrocar	PNT Real	3,2%
	PNT Regulatória	8,0%		PNT Regulatória	1,2%
Equatorial Energia Piauí	PNT Real	36,8%	Enel São Paulo	PNT Real	10,4%
	PNT Regulatória	20,9%		PNT Regulatória	11,3%
Energisa Rondônia	PNT Real	34,0%	Empresa Luz e Força Santa Maria - ELFSM	PNT Real	4,5%
	PNT Regulatória	21,1%		PNT Regulatória	5,6%
Cia Hidroelétrica São Patrício - CHESP	PNT Real	2,2%	Energisa Minas Gerais	PNT Real	0,5%
	PNT Regulatória	0,7%		PNT Regulatória	0,9%

Distribuidora	Perdas	Média 2008-2020	Distribuidora	Perdas	Média 2008-2020
Energisa Mato Grosso do Sul	PNT Real	13,7%	Light	PNT Real	45,7%
	PNT Regulatória	8,1%		PNT Regulatória	36,2%
Energisa Nova Friburgo	PNT Real	-0,6%	Mux Energia	PNT Real	1,6%
	PNT Regulatória	1,5%		PNT Regulatória	1,8%
Energisa Paraíba	PNT Real	8,8%	Cia Sul Sergipana de Eletricidade – Sulgipe	PNT Real	6,4%
	PNT Regulatória	11,1%		PNT Regulatória	7,3%
EDP Espírito Santo	PNT Real	18,3%	Nova Palma	PNT Real	0,5%
	PNT Regulatória	12,5%		PNT Regulatória	0,6%
Energisa Sergipe	PNT Real	7,4%	Energisa Sul Sudeste	PNT Real	0,8%
	PNT Regulatória	10,6%		PNT Regulatória	0,5%
Força e Luz Coronel Vivida – Forcel	PNT Real	-4,7%	CPFL Santa Cruz	PNT Real	3,1%
	PNT Regulatória	0,0%		PNT Regulatória	1,7%
Hidropan	PNT Real	0,1%	RGE Sul	PNT Real	7,2%
	PNT Regulatória	0,1%		PNT Regulatória	5,3%
Distribuidora Catarinense de Energia Elétrica - DCELT	PNT Real	8,3%			
	PNT Regulatória	5,0%			

Fonte: Elaboração Própria a partir da Base de Perdas 2021 (ANEEL).

ANEXO B - Setores Produtivos Brasileiros da Matriz Insumo Produto 2015 – IBGE

Nº Setor – Código da Atividade	Nome do Setor	Nº Setor – Código da Atividade	Nome do Setor
1 – 0191	Agricultura, inclusive o apoio à agricultura e a pós-colheita	35 – 3000	Fabricação de outros equipamentos de transporte, exceto veículos automotores
2 – 0192	Pecuária, inclusive o apoio à pecuária	36 – 3180	Fabricação de móveis e de produtos de indústrias diversas
3 – 0280	Produção florestal; pesca e aquicultura	37 – 3300	Manutenção, reparação e instalação de máquinas e equipamentos
4 – 0580	Extração de carvão mineral e de minerais não metálicos	38 – 3500	Energia elétrica, gás natural e outras utilidades
5 – 0680	Extração de petróleo e gás, inclusive as atividades de apoio	39 – 3680	Água, esgoto e gestão de resíduos
6 – 0791	Extração de minério de ferro, inclusive beneficiamentos e a aglomeração	40 – 4180	Construção
7 – 0792	Extração de minerais metálicos não ferrosos, inclusive beneficiamentos	41 – 4580	Comércio por atacado e varejo
8 – 1091	Abate e produtos de carne, inclusive os produtos do laticínio e da pesca	42 – 4900	Transporte terrestre
9 – 1092	Fabricação e refino de açúcar	43 – 5000	Transporte aquaviário
10 – 1093	Outros produtos alimentares	44 – 5100	Transporte aéreo
11 – 1100	Fabricação de bebidas	45 – 5280	Armazenamento, atividades auxiliares dos transportes e correio
12 – 1200	Fabricação de produtos do fumo	46 – 5500	Alojamento
13 – 1300	Fabricação de produtos têxteis	47 – 5600	Alimentação
14 – 1400	Confecção de artefatos do vestuário e acessórios	48 – 5800	Edição e edição integrada à impressão
15 – 1500	Fabricação de calçados e de artefatos de couro	49 – 5980	Atividades de televisão, rádio, cinema e gravação/edição de som e imagem
16 – 1600	Fabricação de produtos da madeira	50 – 6100	Telecomunicações
17 – 1700	Fabricação de celulose, papel e produtos de papel	51 – 6280	Desenvolvimento de sistemas e outros serviços de informação
18 – 1800	Impressão e reprodução de gravações	52 – 6480	Intermediação financeira, seguros e previdência complementar
19 – 1991	Refino de petróleo e coquerias	53 – 6800	Atividades imobiliárias
20 – 1992	Fabricação de biocombustíveis	54 – 6980	Atividades jurídicas, contábeis, consultoria e sedes de empresas
21 – 2091	Fabricação de químicos orgânicos e inorgânicos, resinas e elastômeros	55 – 7180	Serviços de arquitetura, engenharia, testes/análises técnicas e P & D
22 – 2092	Fabricação de defensivos, desinfetantes, tintas e químicos diversos	56 – 7380	Outras atividades profissionais, científicas e técnicas
23 – 2093	Fabricação de produtos de limpeza, cosméticos/perfumaria e higiene pessoal	57 – 7700	Aluguéis não imobiliários e gestão de ativos de propriedade intelectual
24 – 2100	Fabricação de produtos farmoquímicos e farmacêuticos	58 – 7880	Outras atividades administrativas e serviços complementares
25 – 2200	Fabricação de produtos de borracha e de material plástico	59 – 8000	Atividades de vigilância, segurança e investigação
26 – 2300	Fabricação de produtos de minerais não metálicos	60 – 8400	Administração pública, defesa e seguridade social
27 – 2491	Produção de ferro gusa/ferroligas, siderurgia e tubos de aço sem costura	61 – 8591	Educação pública
28 – 2492	Metalurgia de metais não ferrosos e a fundição de metais	62 – 8592	Educação privada
29 – 2500	Fabricação de produtos de metal, exceto máquinas e equipamentos	63 – 8691	Saúde pública
30 – 2600	Fabricação de equipamentos de informática, produtos eletrônicos e ópticos	64 – 8692	Saúde privada
31 – 2700	Fabricação de máquinas e equipamentos elétricos	65 – 9080	Atividades artísticas, criativas e de espetáculos
32 – 2800	Fabricação de máquinas e equipamentos mecânicos	66 – 9480	Organizações associativas e outros serviços pessoais
33 – 2991	Fabricação de automóveis, caminhões e ônibus, exceto peças	67 – 9700	Serviços domésticos
34 – 2992	Fabricação de peças e acessórios para veículos automotores		

Fonte: Elaboração própria a partir da MIP 2015 – IBGE.