

Avaliação técnica de métodos para detecção de perdas não-técnicas em sistemas de distribuição de energia elétrica

Fernando G. K. Guarda*, Alzenira da Rosa Abaide** Nelson Knak Neto***

Laura L. C. dos Santos****, Marcelo Bruno Capeletti**, Bruno Knevez Hammerschmitt**, Lucio Rene Prade****

*Colégio Técnico Industrial de Santa Maria, RS, Brasil (fernando.guarda@ufsm.br)

**Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica – Universidade Federal de Santa Maria
(alzenira@ufsm.br)(marcelocapeletti@gmail.com)(brunokhammer@hotmail.com)

***Universidade Federal de Santa Maria – Campus Cachoeira do Sul (nelson.knak@ufsm.br)(laura.santos@ufsm.br)

****Escola Politécnica, Universidade do Vale dos Sinos, São Leopoldo, Brazil (luciop@unisin.br)

Abstract: In this paper, a technical analysis of the main methods used to detect non-technical losses in energy distribution systems will be presented. Non-technical losses are the main source of revenue loss for energy utilities, causing not only financial losses, but also damaging the quality of service for these companies. Methods for detecting non-technical losses are divided into three groups: Data oriented methods; Network Oriented Methods and Hybrid Methods. The performance of methods from each of these groups will be evaluated, showing that data oriented methods need additional installed equipment, and future trends are hybrid methods, artificial intelligence and data science.

Resumo: Neste trabalho será apresentada uma análise técnica dos principais métodos utilizados para a detecção de perdas não-técnicas em sistemas de distribuição de energia. As perdas não-técnicas são a principal fonte de perda de receita para empresas concessionárias de energia, causando não somente prejuízos financeiros, mas também prejudicando a qualidade do serviço dessas empresas. Os métodos para detecção de perdas não-técnicas são divididos em três grupos: Métodos orientados a dados; Métodos orientados a rede e Métodos híbridos. O desempenho de métodos de cada um desses grupos foi avaliado, mostrando que métodos orientados a rede necessitam equipamentos adicionais instalados e que a tendência é a utilização de métodos híbridos, inteligência artificial e ciência de dados.

Keywords: Non-technical losses; Distribution systems; Artificial intelligence; Data mining.

Palavras-chaves: Perdas não-técnicas; Sistemas de distribuição; Inteligência artificial; Mineração de dados.

1. INTRODUÇÃO

Antigamente os sistemas de distribuição de energia elétrica eram centralizados, completamente controlados pelos governos. Com as privatizações ocorridas no setor, novas políticas foram introduzidas pelas empresas para garantir uma maior eficiência e otimização dos lucros (Smith, 2004). Com essas políticas, a quantidade de energia elétrica que é fornecida aos consumidores, mas não faturada, recebeu atenção especial, visto que causam um grande impacto na saúde econômica da empresa distribuidora de energia. Isso acaba acarretando em uma tarifação excessiva de consumidores legais, prejudicando tanto esses consumidores quanto o modelo de negócios da empresa (Depuru et al., 2011).

Em uma sociedade pré-pandemia, a demanda de energia estava em franco crescimento. Isso estava associado ao crescimento econômico dos países, aliado com o desenvolvimento de novas tecnologias (Garlet et al., 2019). As empresas concessionárias de energia têm trabalhado para garantir um suprimento de energia de qualidade e contínuo,

porém, nem toda energia fornecida pelas empresas é entregue ao consumidor final. Uma quantidade considerável de energia é perdida no trajeto subestação-consumidor, podendo ser divididas em dois tipos de perdas: perdas técnicas e perdas não-técnicas (Zanetti et al, 2019).

Perdas técnicas são devido principalmente à resistência dos alimentadores (Efeito Joule) (Guerrero et al., 2018). Já as perdas não-técnicas (PNT) representam a energia que é consumida, mas não é faturada pela empresa de energia. Isso se dá devido a conexões ilegais, problemas em medidores de energia, erros humanos de leitura, entre outros. (Viegas et al., 2017). Essas PNT têm aumentado consideravelmente, e posam como um problema e desafio para as empresas de energia. Segundo Savian (2022), problemas relacionados com perdas não-técnicas envolvem, além das metodologias propostas para sua detecção, a falta de políticas que incentivem a redução dessas perdas. A corrupção também é uma preocupação, principalmente em países em desenvolvimento, impedindo que as empresas concessionárias evoluam na redução de suas perdas comerciais. Outra questão importante é o perfil social do

consumidor, que muitas vezes apresenta uma falta de consciência, levando a imaginar que o furto de energia é uma vantagem pessoal.

As PNT ocasionam uma redução do lucro da empresa de energia. Com essa redução, diminuem os fundos disponíveis para investimentos em melhorias no sistema elétrico (Smith, 2004). Para além da questão financeira, as PNT podem afetar tecnicamente o sistema, causando queda na qualidade do produto, quedas de tensão acentuadas, danos a infraestrutura da rede, entre outros. Isso acarreta na penalização dos consumidores legais para compensar tais prejuízos. No Brasil é estimado que cerca de 6,44% da energia injetada é perdida referente a perdas não-técnicas, como é mostrado na Fig. 1. No ano de 2019 isso é o equivalente a 35,9 TWh de energia injetada que não é faturada pelas empresas de energia.

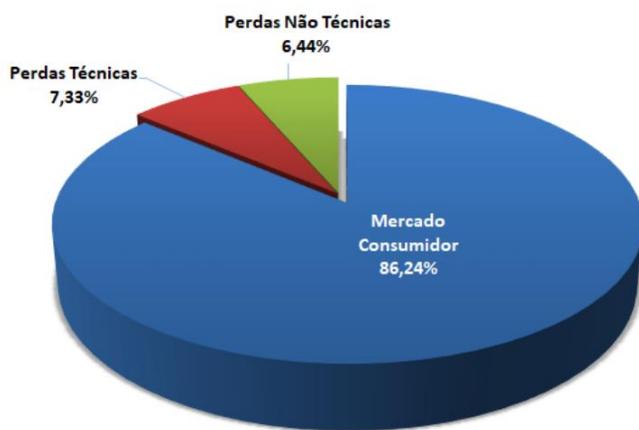


Fig.1: Perdas sobre a energia injetada no Brasil (ANEEL, 2019).

Diversos métodos vêm sendo utilizados para detectar PNT em sistemas de distribuição de energia elétrica. Esses métodos podem ser divididos em três conjuntos: Métodos orientados a dados; Métodos orientados a rede e Métodos híbridos. Neste trabalho será apresentada uma análise técnica dos principais métodos utilizados para detecção de perdas não-técnicas em sistemas de distribuição de energia e também as perspectivas futuras no desenvolvimento de novas técnicas para a redução dessas perdas.

2. PERDAS NÃO-TÉCNICAS

2.1 Fatores que contribuem para o furto de energia

Existem diversos fatores que levam os consumidores a furtar energia elétrica. O principal deles é o critério socioeconômico (Savian et al., 2020).

A Fig. 2 mostra a porcentagem de perdas não-técnicas na baixa tensão por estado brasileiro. É possível notar que as perdas não-técnicas não respeitam um critério geográfico. Essas perdas se concentram em áreas com características socioeconômicas similares, onde a região norte desponta como o maior índice. Esta é caracterizada por estar localizada

na Amazônia, sendo que as cargas estão concentradas em centros urbanos pontuais.

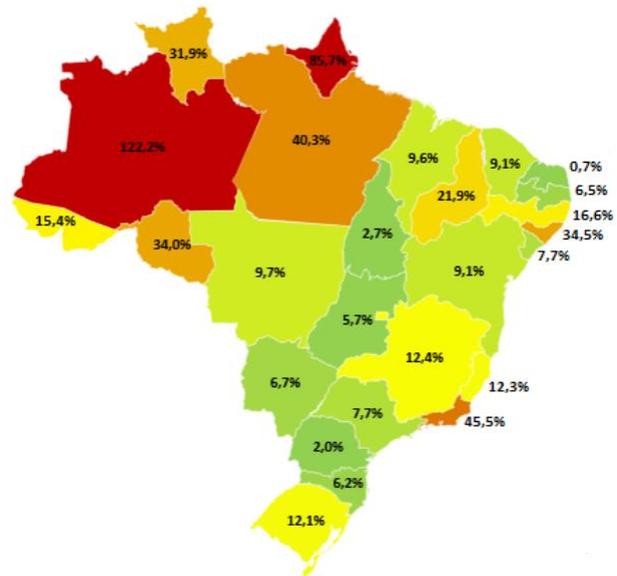


Fig. 2: Índice de perdas não-técnicas por estado brasileiro (ANEEL, 2019).

O desconhecimento de leis e problemas também são motivos para que consumidores atuem ilegalmente no seu consumo de energia. Também é possível citar a concepção moral de que ao furtar energia elétrica da empresa concessionária, o consumidor não estaria cometendo um crime (Savian et al., 2022).

Em zonas onde o poder aquisitivo dos consumidores é menor está diretamente relacionado com a ocorrência de furtos de energia elétrica, sendo que a quantidade de furto de energia se mostrou proporcional ao custo dessa energia (Messinis et al., 2018).

O preço alto da energia elétrica, principalmente em um país altamente dependente da energia hidráulica como o Brasil, está também relacionado com as PNT. No período de estiagem, quando as barragens das usinas estão com um nível muito abaixo do ideal, o sistema de bandeiras tarifárias (ANEEL, 2018) eleva o preço da energia elétrica, o que aumenta a probabilidade do furto de energia.

2.2 Principais fontes de perdas não-técnicas

Considerando os fatores que contribuem para a ocorrência das PNT, existem artifícios que consumidores utilizam na tentativa de burlar a medição da energia elétrica consumida e assim evitar a tarifação.

O método mais comum de furto de energia é a conexão direta ao sistema de distribuição e também a adulteração do medidor de energia (Depuru et al., 2011). A adulteração dos medidores de energia eletromagnéticos envolve a redução da rotação do disco, seja pela inserção de um filme ou fluído altamente viscoso como também utilizando ímãs de neodímio

de alta capacidade (Ahmad et al., 2018). Já em medidores eletrônicos, a adulteração pode ser realizada utilizando dispositivos de frequência de rádio (Ahmad, 2018). Outros métodos de adulteração de medidores envolvem alterações nos terminais de entrada e saída dos medidores, como também a exposição do medidor a impactos (Ahmad, 2018) (Depuru et al., 2011).

Para medidores de grandes cargas, normalmente são utilizados transformadores de corrente em conjunto com os medidores de energia (Ahmad, 2018). Nesses casos é possível alterar a conexão secundária dos transformadores para alterar a leitura dos sinais de corrente recebidos pelo medidor de energia.

Outra fonte de PNT são as irregularidades presentes na medição. Esse tipo de perda é de difícil estimação, pois ocorre devido à atuação ilegal de leiturista responsáveis pela aferição do consumo de energia (Capeletti et al., 2021).

3. MÉTODOS PARA DETECÇÃO DE PERDAS NÃO-TÉCNICAS

Os principais métodos para detecção de perdas não-técnicas podem ser divididos em três categorias: Métodos orientados a dados, Métodos orientados à rede e Métodos híbridos. Métodos orientados a dados aplicam técnicas de mineração de dados aos dados dos consumidores (energia consumida, localização, entre outros). Já os métodos orientados à rede utilizam informações relacionadas ao alimentador físico, tais como sua topologia, presença de medidores inteligentes instalados tanto em consumidores quanto em transformadores, entre outros. Por fim, os métodos híbridos combinam dados de consumidores e informações da rede elétrica para aprimorar a eficiência dos métodos de detecção de PNT (Jiang et al., 2014) (Papadimitriou et al., 2017). O fluxograma da Fig. 3 demonstra a interação existente entre os diferentes métodos de tratamento de dados e os métodos utilizados para detecção de PNT.

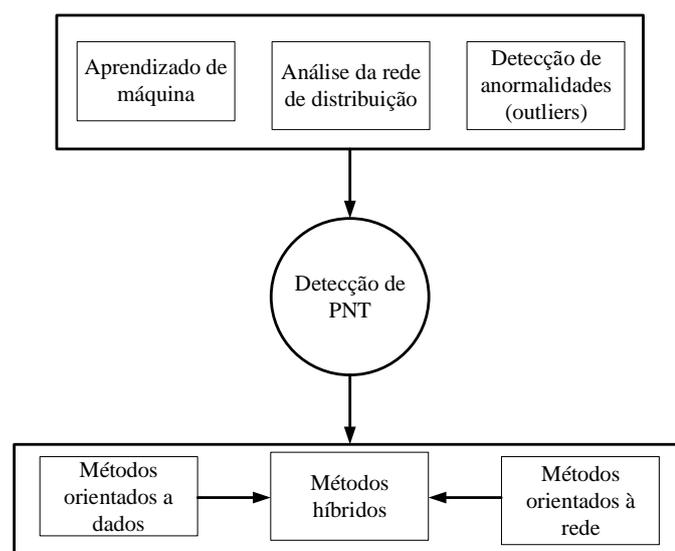


Fig.3: Categorias de métodos para detecção de PNT

A detecção de PNT é uma ciência que envolve a determinação dos dados relevantes para a análise, a filtragem desses dados e também o tratamento destes. Idealmente, a detecção de PNT utilizaria o máximo de dados possível. Porém, ao utilizar uma quantidade excessiva de dados, a filtragem e tratamento desses dados pode tornar a detecção lenta e muitas vezes inviável.

Por esse motivo, autores buscam um equilíbrio entre a quantidade de dados utilizada para detectar uma PNT e a velocidade com que os resultados são alcançados.

3.1 Métodos orientados a dados

Nesses métodos, os dados de consumo de energia é um dos principais indicadores da presença de PNT, visto que o consumo de energia muda esporadicamente devido a várias circunstâncias, tais como feriados, temperaturas ou situações econômicas (Sobhani et al, 2019). Por esse motivo os dados não devem ser utilizados isoladamente, mas considerados como uma entrada associada à outras variáveis relacionadas com o consumo de energia, permitindo assim a detecção das PNT por sistemas inteligentes (Han et al., 2016).

O método desenvolvido por Biscarri et al.(2009) envolve um algoritmo que salienta consumidores que tiveram uma variabilidade alta no seu consumo de energia, quando comparados com outros consumidores com o mesmo perfil. Nesse método, os dados de variabilidade são discriminados como normais e *outliers*, que significam um comportamento fora do padrão. Essa detecção de *outliers* é uma importante tarefa de mineração de dados, pois utiliza uma grande quantidade de dados dos consumidores para conseguir estimar um desvio de consumo característico de uma PNT.

Em Gerrero et al., 2010 é utilizada uma abordagem envolvendo a mineração de texto combinado com redes neurais. A mineração de texto tem um funcionamento similar a mineração de dados, porém pode ser aplicada sobre informações não estruturadas.

Em Viegas et al., 2018 é proposto um método para detecção de furto e outras perdas comerciais. São desenvolvidos protótipos do comportamento típico de consumo, onde são extraídos através da clusterização de dados de medidores inteligentes. Então, uma estrutura de detecção baseado em distância classifica novas amostras de dados como malignas se sua distância em relação aos protótipos de consumo típicos é significativa.

Leite et al. (2018) salientaram o perigo de um cyberataque em medidores inteligentes de energia, considerando sua comunicação sem fio com os centros de operação. Neste trabalho é proposto uma estratégia para detecção de PNT usando um esquema de controle multivariado que estabelece uma região confiável para monitoramento da variância medida. Após a detecção da PNT, é utilizado um algoritmo *pathfinding* baseado no algoritmo *A-Star* capaz de localizar o ponto de PNT, auxiliado por um sistema GIS (*Geographical Information System* – Sistema de informação geográfica).

Em Fernandes et al., 2019 é utilizado um estimador probabilístico baseado no algoritmo *Optimum-Path Forest* para detecção de PNT. Esse algoritmo é alimentado por dados de consumo dos clientes e também exemplos de consumo legal de energia elétrica, com o objetivo de criar uma referência pelo qual o algoritmo é guiado.

O trabalho de Fei et al. (2022) introduziu um novo conjunto de dados para melhorar a assertividade do método de detecção de PNT, a informação de localização de valores ausentes.

3.2 Métodos orientados a rede

Métodos orientados a rede utilizam dados técnicos de grandezas dos sistemas de distribuição, como níveis de tensão e corrente, carga em transformadores, falta de neutro, entre outros. Esses dados técnicos podem ser informados para métodos que utilizam estratégias que determinam perdas técnicas e calcular a diferença entre a energia total fornecida e essas perdas técnicas. Essa diferença é muitas vezes tomada como uma estimativa para PNT.

O trabalho de Santilio et al. (2019) apresenta o desenvolvimento de um dispositivo para a detecção de um tipo específico de fraude: detecção de falta de neutro em instalações de baixa tensão. Com essa desconexão, o consumidor realiza o aterramento em outra seção da instalação. De acordo com Messini e Hatziaargyrioy (2018), os medidores fraudados com essa técnica registram um consumo de energia cerca de 30% menor que o consumo real. O dispositivo desenvolvido consegue detectar uma falha de neutro, indicando possível fraude, porém é necessária sua aplicação física nos medidores.

Os autores em Henriques et al. (2020) apresentaram uma nova metodologia para melhorar o cálculo de perdas técnicas, levando a uma melhor estimativa de PNT, utilizando sensores de temperatura. A primeira etapa envolve determinar quais transformadores de distribuição possuem altas taxas de PNT. Na segunda etapa, o método tenta localizar os consumidores fraudulentos que são alimentados por esses consumidores. Também é apresentado um novo processo para identificar possíveis locais de fraude utilizando diferenças de quedas de tensão. A identificação de possíveis furtos de energia é realizada com o auxílio de uma medição de perdas técnicas obtidas nas primeiras seções do alimentador (próximo ao transformador).

(Firoozi e Mashhadi, 2022) propuseram um método de detecção baseado em estimativa de carga em sistemas de distribuição altamente limitados. A rede de baixa tensão é dividida em subredes hipotéticas menores usando uma técnica de clusterização fuzzy *C-means*. Então, é proposta a alocação de medidores baseado no critério de máxima probabilidade nos melhores locais de cada cluster. Um sistema de equações lineares é utilizado para extrair os padrões de perfil de carga para cada classe de consumo, para cada subrede. Esses perfis de carga são usados para estimar a carga dos transformadores em todos os alimentadores de baixa tensão baseado em sua parcela no consumo total da

rede. Finalmente, a possibilidade de PNT per capita será calculado para cada alimentador, definindo um índice que estima o grau de PNT nessas áreas.

3.3 Métodos híbridos

Os métodos híbridos de detecção de PNT utilizam não só os dados das unidades consumidores, mas também grandezas medidas no sistema de distribuição de energia.

O trabalho de (Jokar et al., 2016) propõe utilizar uma SVM (*Space Vector Machine*) em conjunto com um medidor observador centralizado. O medidor compara a saída da SVM para calcular as medições de potência ativa da rede. A diferença na medição de potência ativa e nas perdas técnicas do sistema são calculadas por um algoritmo SVM. A inspeção é necessária se o consumidor é classificado como fraudulento, ou seja, se a SVM retorna uma saída positiva com diferença acima de um valor limite.

Em León et al. (2011), é proposta a instalação de uma unidade técnica remota (RTU – *Remote Technical Unit*) para auxiliar na detecção de PNT. O sistema de distribuição é subdividido de acordo com a disponibilidade de RTUs. O método identifica as subredes com furto de energia utilizando os dados dos medidores inteligentes e RTU diretamente. Uma fraude em medidor é confirmada se a diferença entre as RTUs e os medidores inteligentes é maior que um limite pré-definido. Por fim, SVM e Fuzzy *C-means* são utilizados para identificar individualmente os consumidores fraudulentos.

Huang et al. (2013) utilizaram ANOVA e estimativa de estados para detecção de PNT. Esse método necessita dados de RTUs, de medidores inteligentes e parâmetros da rede. Uma distribuição de estados é aplicada utilizando os dados de consumo dos medidores inteligentes. O procedimento residual normalizado é utilizado para identificar o local exato da fraude no nível do transformador. ANOVA é então aplicado para comparar os resultados com bases previamente verificadas. Os resultados do ANOVA são inseridos então de volta ao estimador de estado para substituir dados errados com estimativas melhoradas.

Já em Aquiles et al. (2015) é proposta uma estratégia oposta, onde a densidade de diferentes anomalias por transformador é calculada por um algoritmo de detecção de anomalias não-supervisionado. A matriz de pesos do estimador de estados é então ajustada para esta densidade, que computa a posição de carga do transformador, utilizando cálculos e previsão de carga. Perdas técnicas e não-técnicas podem então ser calculadas individualmente no nível do transformador.

4. ANÁLISE DOS MÉTODOS

É possível perceber o mérito de cada abordagem para a detecção de perdas não-técnicas. Em cada uma das abordagens, existem vantagens e deficiências envolvidas, motivo pelo qual muitos autores realizam tentativas de combinar métodos diferentes. Uma ferramenta poderosa que auxilia tanto nos métodos orientados a dados quanto aos métodos orientados a rede é a otimização. Essas ferramentas

de otimização são capazes de auxiliar a tomada de decisão, bem como a avaliação da factibilidade dos resultados obtidos. Autores têm utilizados metaheurísticas avançadas, tais como algoritmos genéticos, enxame de partículas, *optimum path-forest*, entre outros. A Tabela I mostra uma análise sobre os métodos orientados a dados.

Tabela I: Análise dos métodos orientados a dados de detecção de PNT

Autor	Entradas	Método	Saídas
Biscari et al., 2009	Consumo	Estimador estatístico	UC suspeitas Indicações de inspeção
Guerrero et al., 2010	Dados de inspeções; Dados de consumo;	Mineração de texto + redes neurais artificiais	Porcentagem de UC suspeitas
Viegas et al., 2018	Dados de consumo; Dados de consumidos legais;	Clusterização Fuzzy de dados de consumo para análise	UC Supeitas
Leite et al., 2018	Dados de consumo; Dados de cobrança; Dados geográficos.	Deteção e localização de consumidores ilegais em uma estrutura única	Localização de UC com PNT; Identificar cyberataques;
Fernandes et al., 2019	Dados de consumo; Exemplos de consumo legal;	Estimador probabilístico baseado em Optimum-path Forest	UC com probabilidade de PNT;
Buzau et al., 2019	Consumo; Alarmes; Magnitudes elétricas	Aprendizado de máquina supervisionado	Direcionamento de inspeção;
Fei et al., 2022	Dados coletados da medição inteligente;	Otimização Bayesiana; Clusterização dos dados; Busca de arquitetura neural;	UC com fraude;

A Tabela II mostra a análise realizada de métodos orientados à rede.

Tabela II: Análise dos métodos orientados a rede de detecção de PNT

Autor	Entradas	Método	Saídas
Santilio et al., 2020	Potência; Tensão; Corrente;	Desenvolvimento de dispositivo para detecção de fraude no neutro;	Indicação de desvio no neutro;
Henriques et al. 2020	Dados de medidores inteligentes;	Método de varredura para determinar quedas de tensão;	Medidor de perdas;
Firoozi e Masshadi, 2022	Parâmetros dos alimentadores;	Clusterização Fuzzy C-means;	Índice que estima o grau de PNT

A Tabela III mostra a análise dos métodos híbridos para a detecção de PNT.

Tabela III: Análise dos métodos orientados a rede de detecção de PNT

Autor	Entradas	Método	Saídas
Santilio et al., 2020	Potência; Tensão; Corrente;	Desenvolvimento de dispositivo para detecção de fraude no neutro;	Indicação de desvio no neutro;
Henriques et al. 2020	Dados de medidores inteligentes;	Método de varredura para determinar quedas de tensão;	Medidor de perdas;
Firoozi e Masshadi, 2022	Parâmetros dos alimentadores;	Clusterização Fuzzy C-means;	Índice que estima o grau de PNT

5. AVALIAÇÃO CRÍTICA DOS MÉTODOS DE DETECÇÃO DE PERDAS NÃO-TÉCNICAS

A Tabela IV mostra a avaliação crítica de diversos critérios característicos do método orientado a dados. Na Tabela V é possível encontrar essa avaliação para o método orientado a rede e na Tabela VI, para os métodos híbridos. É possível perceber as nuances apresentadas por cada abordagem, bem como as possibilidades de incremento no desempenho de cada um destes. Essa avaliação leva em consideração os critérios de custo, entradas necessárias para o método, resposta de cada método na detecção de PNT e o desempenho apresentado por cada um.

Tabela IV: Avaliação crítica dos métodos orientados a dados para detecção de PNT

	Métodos orientados a dados
Custo	Não exige custo adicional de modificação física nos sistemas; Podem ser desenvolvidos com a infraestrutura existente
Entradas	Necessita grande volume de dados para garantir assertividade razoável
Resposta	Precisa constante alimentação de dados para redução do tempo de resposta
Desempenho	Modelos podem ser treinados com dados disponíveis Produzem grande número de falsos positivos caso haja mudança no perfil de consumo.

Tabela V: Avaliação crítica dos métodos orientados a rede para detecção de PNT

	Métodos orientados a rede
Custo	Necessita alto investimento (comunicação, medidores, transdutores)
Entradas	Não demanda grandes quantidades de dados. Precisa de dados de alta qualidade e alta resolução provinda dos equipamentos instalados no alimentador
Resposta	Resposta rápida. Não necessita de grandes quantidades de dados para tomada de decisão.
Desempenho	Tem o desempenho significativamente aumentado após instalação de medidores inteligentes, comunicação, etc.

Tabela VI: Avaliação crítica dos métodos híbridos para detecção de PNT

	Métodos híbridos
Custo	Custo intermediário. Necessita a instalação de equipamentos específicos na rede.
Entradas	Demandam um grande volume e variedade de dados.
Resposta	Necessita constante alimentação de dados para redução do tempo de resposta
Desempenho	Considerar o balanço energético em conjunto com o método orientado a dados aumenta significativamente a assertividade dos métodos híbridos.

6. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou uma avaliação técnica sobre os principais métodos para detecção de perdas não-técnicas em sistemas de energia elétrica. É possível perceber uma clara evolução nas técnicas utilizadas para a detecção de PNT. Trabalhos primordiais avaliavam apenas a variabilidade no consumo de energia, falhando em relacionar essa variabilidade com outros quesitos, sejam eles técnicos ou sociais. Foi possível notar a predominância dos métodos orientados a dados baseados em procedimentos, a maioria seguindo as fases de aquisição de dados, pré-processamento dos dados, extração de informações relevantes, treinamento de modelos, classificação de novas instâncias, pós-processamento e geração de lista de consumidores suspeitos. Foi possível perceber também o papel fundamental que os métodos de inteligência artificial representam em muitas etapas de identificação dessas PNT, seja no estágio da tomada de decisão ou no reconhecimento de padrões de consumo de energia.

Outra constatação importante foi a importância da utilização dos medidores inteligentes de energia elétrica. Esses medidores são responsáveis por fornecer dados para o funcionamento de diversos métodos propostos, o que incrementa a assertividade destes ao detectar furtos de energia.

Uma desvantagem importante percebida é que a maioria dos métodos orientados a rede necessitam de um equipamento adicional instalado na rede elétrica, seja ele para detectar a PNT, ou para adquirir dados dos sinais de tensão e corrente dos alimentadores. Já os métodos orientados a dados buscam determinar a ocorrência de PNT utilizando dados de consumo, de inspeções, de cobranças, entre outros.

Métodos mais modernos utilizam o melhor dos dois: utilizam dados técnicos e também os dados de consumo, cobrança e exógenos para detectar fraudes.

A tendência na detecção de PNT aponta para a utilização de métodos híbridos, pois são capazes de incrementar a assertividade dos métodos utilizando dados não técnicos. Um outro ponto importante é que com a evolução tecnológica, cada vez mais dados diferentes estão disponíveis para serem utilizados nos métodos, como dados de temperatura, redes sociais, dados financeiros entre outros.

AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer ao grupo CEEE – Equatorial pelo financiamento deste projeto.

REFERÊNCIAS

- Aguero JR. Improving the efficiency of power distribution systems through technical and non-technical losses reduction. In: Proceedings of the IEEE PES transmission and distribution conference and exposition; 2012. p. 1–8.
- Ahmad, T., Chen, H., Wang, J., & Guo, Y. (2018). Review of various modeling techniques for the detection of

- electricity theft in smart grid environment. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 82(November 2016), 2916–2933. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.10.040>
- Biscarri, F., Monedero, I., León, C., Guerrero, J. I., Biscarri, J., & Millán, R. (2009). A mining framework to detect non-technical losses in power utilities. In *ICEIS 2009 - 11th International Conference on Enterprise Information Systems*, Proceedings (Vol. AIDSS, pp. 96–101).
- Papadimitriou, C., G. Messinis, D. Vranis, S. Politopoulou, and N. Hatziaargyriou, “Non-technical losses: Detection methods and regulatory aspects overview,” *CIREC - Open Access Proc. J.*, vol. 2017, no. 1, pp. 2830–2832, 2017, doi: 10.1049/oap-cired.2017.0825
- Capeletti, M. B., Da Rosa Abaide, A., Hammerschmitt, B. K., Neto, N. K., Dos Santos, L. L. C., Milbradt, R. G., Guarda, F. G. K., Prade, L. R., & Da Rosa Moreira, G. (2021). Descriptive Data Analysis of Weather Inputs for Non-Technical Losses Detection System. *Proceedings of 2021 9th International Conference on Modern Power Systems, MPS 2021*, 0–4. <https://doi.org/10.1109/MPS52805.2021.9492593>
- Depuru, S. S. S. R., Wang, L., & Devabhaktuni, V. (2011). Electricity theft: Overview, issues, prevention and a smart meter based approach to control theft. *Energy Policy*, 39(2), 1007–1015. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2010.11.037>
- Fei, K., Li, Q., & Zhu, C. (2022). Non-technical losses detection using missing values’ pattern and neural architecture search. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 134(June 2021). <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2021.107410>
- Fernandes, S. E. N., Pereira, D. R., Ramos, C. C. O., Souza, A. N., Gastaldello, D. S., & Papa, J. P. (2019). A Probabilistic Optimum-Path Forest Classifier for Non-Technical Losses Detection. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(3), 3226–3235. <https://doi.org/10.1109/TSG.2018.2821765>
- Firoozi, H., & Rajabi Mashhadi, H. (2022). Non-technical loss detection in limited-data low-voltage distribution feeders. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 135, 107523. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2021.107523>
- Garlet TB, Ribeiro JLD, Savian FS, Siluk JCM. Paths and barriers to the diffusion of distributed generation of photovoltaic energy in southern Brazil. *Renew Sustain Energy Rev* 2019;111:157–69. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.05.013>
- Guerrero JI, Monedero I, Biscarri F, Biscarri J, Millan R, Leon C. Non-technical losses reduction by improving the inspections accuracy in a power utility. *IEEE Trans Power Syst* 2018;33:1209–18. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2017.2721435>
- Guerrero, J. I., León, C., Biscarri, F., Monedero, N., Biscarri, J., & Millán, R. (2010). Increasing the efficiency in non-technical losses detection in utility companies. *Proceedings of the Mediterranean Electrotechnical Conference - MELECON*, 136–141. <https://doi.org/10.1109/MELCON.2010.5476320>
- Henriques, H. O., Corrêa, R. L. S., Fortes, M. Z., Borba, B. S. M. C., & Ferreira, V. H. (2020). Monitoring technical losses to improve non-technical losses estimation and detection in LV distribution systems. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, 161, 107840. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.107840>
- ANEEL, “Módulo 7 - Cálculo de Perdas na Distribuição Revisão Motivo da Revisão Instrumento de aprovação pela ANEEL,” 2018. <https://www.aneel.gov.br/modulo-7> (acessado em Jan. 05, 2022).
- Huang, Shih-Che & Lo, Yuan-Liang & Lu, Chan-Nan. (2013). Non-Technical Loss Detection Using State Estimation and Analysis of Variance. *Power Systems, IEEE Transactions on*. 28. 2959-2966. 10.1109/TPWRS.2012.2224891.
- Jokar, Paria & Arianpoo, Nasim. (2015). Electricity Theft Detection in AMI Using Customers' Consumption Patterns. *IEEE Transactions on Smart Grid*. 7. 1-1. 10.1109/TSG.2015.2425222.
- León, Carlos & Biscarri, Félix & Monedero, Inigo & Guerrero, Juan & Biscarri, Jesus & Millan, Rocio. (2011). Variability and Trend-Based Generalized Rule Induction Model to NTL Detection in Power Companies. *Power Systems, IEEE Transactions on*. 26. 1798-1807. 10.1109/TPWRS.2011.2121350.
- Sobhani, M., A. Campbell, S. Sangamwar, C. Li, and T. Hong, “Combining weather stations for electric load forecasting,” *Energies*, vol. 12, no. 8, 2019, doi: 10.3390/en12081510.
- Messinis GM, Hatziaargyriou ND. Review of non-technical loss detection methods. *Elec Power Syst Res* 2018;158:250–66. <https://doi.org/10.1016/j.epr.2018.01.005>.
- Messinis, G. M., & Hatziaargyriou, N. D. (2018). Review of non-technical loss detection methods. *Electric Power Systems Research*, 158, 250–266. <https://doi.org/10.1016/j.epr.2018.01.005>
- Nizar AH, Dong ZY. Identification and detection of electricity customer behaviour irregularities. In: *Proceedings of the IEEE PES power systems conference and exposition (PSCE'09)*; 2009. p. 1–10

- Jiang, R., R. Lu, Y. Wang, J. Luo, C. Shen, and X. Shen, "Energy-theft detection issues for advanced metering infrastructure in smart grid," *Tsinghua Sci. Technol.*, vol. 19, no. 2, pp. 105–120, 2014, doi: 10.1109/TST.2014.6787363.
- Rossoni, Aquiles & Trevizan, Rodrigo & Bretas, Arturo & Gazzana, Daniel & Bettioli, Arlan & Carniato, Antonio & Passos, Luis & Martin, Rodolfo. (2015). Hybrid formulation for technical and non-technical losses estimation and identification in distribution networks: application in a brazilian power system.
- Santilio, F. P., Monteiro, R. V. A., de Vasconcellos, A. B., Cortez, N. E., Quadros, R., & Finazzi, A. de P. (2020). Non-technical Losses Detection: An Innovative Non-Neutral Detector Device for Tampered Meters. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, 31(2), 521–533. <https://doi.org/10.1007/s40313-019-00533-3>
- Savian, F. de S., Siluk, J. C. M., Garlet, T. B., Nascimento, F. M. do, Pinheiro, J. R., & Vale, Z. (2021). Non-technical losses : A systematic contemporary article review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 147(July 2020), 111205. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111205>
- Smith, T. B. (2004). Electricity theft: A comparative analysis. *Energy Policy*, 32(18), 2067–2076. [https://doi.org/10.1016/S0301-4215\(03\)00182-4](https://doi.org/10.1016/S0301-4215(03)00182-4)
- Viegas JL, Esteves PR, Melício R, Mendes VMF, Vieira SM. Solutions for detection of non-technical losses in the electricity grid: a review. *Renew Sustain Energy Rev* 2017;80:1256–68. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.05.193>
- Viegas, J. L., Esteves, P. R., & Vieira, S. M. (2018). Clustering-based novelty detection for identification of non-technical losses. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 101(February), 301–310. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2018.03.031>
- Han, Y., F. Liu, J. Xin, and T. Mou, "Non-technical loss detection by multi-dimensional outlier analysis on the remote metering data," *China Int. Conf. Electr. Distrib. CICED*, vol. 2016-Sept, no. Ciced, pp. 10– 13, 2016, doi: 10.1109/CICED.2016.7576035.
- Zanetti M, Jamhour E, Pellenz M, Penna M, Zambenedetti V, Chueiri I. A tunable fraud detection system for advanced metering infrastructure using short-lived patterns. *IEEE Trans Smart Grid* 2019;10:830–40. <https://doi.org/10.1109/TSG.2017.2753738>.