

## Perdas não técnicas em irrigantes da região rizicultora do Rio Grande do Sul

Vanessa G. Vieira \* Maicon C. Evaldt \*\*\* Vinícius A. Uberti \*  
Rodrigo M. de Figueiredo \*\*\* Márcia Henke \*\* Daniel P. Bernardon \*  
Lucas M. de Chiara \*\*\*\* Juliano A. Silva \*\*\*\*

\* PPGEE/CEESP, Universidade Federal de Santa Maria, RS, (e-mail:  
vanessa.vieira@ufsm.br, dpbernardon@ufsm.br, vuberti@gmail.com)

\*\* Colégio Técnico Industrial de Santa Maria, Universidade Federal de  
Santa Maria, RS, (e-mail: henke@redes.ufsm.br)

\*\*\* Escola Politécnica/Engenharia Elétrica, Universidade do Vale do  
Rio dos Sinos, RS, (e-mail: marquesf@unisinós.br,  
maicon@unisinós.br)

\*\*\*\* Companhia Paulista de Força e Luz - CPFL, SP, (e-mail:  
lucaschiara@cpfl.com.br, julianoandrade@cpfl.com.br)

---

**Abstract:** Non-technical losses (NTL) are a component of energy losses associated with energy theft or irregular billed energy measurements, including in rural areas. We developed a methodology that address the specificities of consumption with irrigation for rice crops, and use information from historical data of consumer units and associating with the size of the crop, energy demand, local topography and other pertinent information. Such information influenced and helped in the grouping (clustering) of consumer units composing their consumption profiles and cultivation areas. Clustering facilitated the association of rice growing areas with the corresponding consumer unit, and this also facilitated the definition of some rules for classifying consumer units with NTL potential. This study employs a large mass of input data, not only the energy consumption of the irrigation consumer units, but also phenological characteristics of the plant, type of irrigation, meteorological information, cultivated area and soil permeability. Based on the analysis of consumption historic from 2018 to 2021, the proposed artificial intelligence system generated as a result a list for planning inspection during the RGE-Sul's 2021/2022 harvest. The result of inspections may provide an important return as to the assertiveness of the choice. This result may also suggest a possible restructuring of the methodology in the use of the concepts of RNA, *KNN* and *Random Forest*. The methodology for automated analysis reached results with high adherence with the manual process currently applied.

**Resumo:** Dentre as principais causas de perdas não técnicas (PNT) está a fraude ou irregularidade nas medições de energia faturada, inclusive em área rural. A partir deste contexto, desenvolveu-se uma metodologia que aborda as especificidades de consumo de energia elétrica para a irrigação de lavouras de arroz, utilizando-se informações de dados históricos de consumo das unidades consumidoras e se associando ao tamanho da lavoura, demanda energética, topografia local e outras informações pertinentes. Tais informações influenciaram e auxiliaram no agrupamento (clusterização) das unidades consumidoras compondo seus perfis de consumo e áreas de cultivo. A clusterização facilitou a associação das áreas do cultivo de arroz com a unidade consumidora correspondente, assim como algumas regras para classificá-las com potencial PNT. Salienta-se o uso de uma grande massa de dados de entrada, não apenas o consumo de energia das unidades consumidoras de irrigação, mas características fenológicas da planta, tipo de irrigação, informações meteorológicas, área cultivada e permeabilidade do solo. Como resultado do sistema de inteligência artificial proposto, foi gerada uma lista para inspeção durante o plano safra 2021/2022 da RGE-Sul, baseado na análise de históricos de consumo dos anos de 2018 a 2021. Considera-se que o retorno das inspeções pode proporcionar um importante *feedback* referente a assertividade destas, podendo sugerir uma, possível, reestruturação da metodologia no uso dos conceitos de RNA, *KNN* e *Random Forest*. A metodologia proposta para automação de análise de PNT chegou a resultados com alta aderência com o processo manual atualmente aplicado.

*Keywords:* artificial intelligence; irrigating consumers; irregular consumption; non-technical losses;

*Palavras-chaves:* inteligência artificial; consumidores irrigantes; consumo irregular; perdas não técnicas;

## 1. INTRODUÇÃO

O uso de energia elétrica durante o processo de irrigação em rizicultura apresenta características específicas e bem definidas, o que diferencia este cultivo dos demais. O período de safra do arroz na região sul do Brasil tem um impacto significativo na distribuição de energia elétrica, já que a potência de consumo aumenta muito. Os principais meses de cultivo são entre novembro e fevereiro, podendo variar um pouco devido as condições climáticas do período em cada safra. A irrigação do arroz tem um período de 80 a 100 dias consecutivos de inundação (Köop, 2015), o que exige bombeamento suficiente para saturar o solo, formar a lâmina d'água, compensar a evapotranspiração, repor as perdas por infiltração do solo e repor as perdas laterais nos canais de irrigação (Voltolini et al., 2002). Estudos estimam ser necessário um volume de água total entre 8.000 e 14.000  $m^3 ha^{-1}$  para irrigação de uma safra (IRGA, 2011), oriundo da precipitação ou da irrigação realizada por sistemas de bombeamento, também conhecidos como sistemas de levante.

O Rio Grande do Sul (RS) é o maior produtor de arroz irrigado do país, conforme levantamento do IRGA (2020). Do total de 1.688,3 mil hectares produzidos na safra 2020/2021, 72,9% foi produzida no estado, correspondendo a mais de 945 mil hectares, sendo que só a região da fronteira oeste do RS é responsável por 30% deste total.

No RS, uma das empresas de energia se depara com aumento de consumo, que chega a 500 GWh, no período de poucos meses, correspondentes ao período de safra. Este montante de consumo é de cerca de 2,4 mil consumidores que passam a irrigar suas lavouras a partir do mês de novembro anualmente (RGE, 2020). Estes consumidores representam menos de 1% dos 2,9 milhões de clientes da RGE, porém o consumo equivale a energia suficiente para abastecer uma cidade de 240 mil habitantes por um ano. Para entregar a energia necessária para o setor rural, durante os meses de safra, é necessária uma rede de distribuição robusta para atender este setor.

As distribuidoras de energia elétrica ainda se deparam com outros desafios, como as perdas comerciais identificadas na distribuição. Em vários alimentadores que abastecem a região rizicultora, é observado grandes volumes de perdas comerciais, também conhecidas como perdas não técnicas (PNT). A ANEEL estima que, em todo o país, as PNT representaram 16,3% da energia faturada no mercado de baixa tensão em 2020, conforme observado na Figura 1 (ANEEL, 2021). Deste montante, as PNT observadas na RGE-Sul correspondem a 2,1% do valor total do país.

As perdas não técnicas representam uma grande perda de receita para as concessionárias de distribuição. Além da própria perda financeira, as companhias de distribuição ainda investem mais recursos na tentativa de recuperação de receita, para isso sendo necessário o reforço das equipes



Figura 1. Perdas não técnicas sobre Baixa Tensão Faturada (2008 - 2020).

de inspeção de forma a detectar as conexões fraudulentas. Além do problema econômico, as PNT impactam também na operação e no planejamento do sistema elétrico, tendo em vista que investimentos em expansão e em reforços de equipamentos se fazem necessários para suprir uma demanda não prevista. Consumidores ilegais podem, ainda, representar um alerta na questão de segurança da rede, bem como na qualidade do atendimento a si e aos demais consumidores (Comassetto et al., 2007).

Em ambientes rurais, as PNT possuem seus efeitos negativos maximizados, quando comparado com áreas urbanas. Isto ocorre devido às características das cargas alimentadas neste tipo de região, que possuem elevadas demandas, além de serem sazonais, e das características das próprias redes rurais, que são redes radiais, de grandes extensões, baixo fator de carga, trechos de difícil inspeção e mais susceptíveis a falhas devido à dificuldade de manter os padrões de manutenção das redes urbanas (Ribeiro et al., 2012).

O objetivo deste trabalho é a proposição de uma metodologia que auxilie a concessionária de distribuição na identificação de PNT no contexto de redes elétricas rurais. Para que isso seja possível, é realizada uma análise do histórico de consumo da unidade consumidora, bem como uma análise do comportamento do consumo das unidades consumidoras geograficamente próximas. Alguns critérios são propostos e, a partir da análise dos dados de consumo, baseada nestes critérios, são identificadas unidades consumidoras com comportamento de consumo suspeito, bem como uma ordem de prioridade para as equipes de inspeção.

Esta metodologia foi aplicada como ferramenta de auxílio na identificação de unidades consumidoras com suspeitas de PNT, o que gerou uma lista para inspeção em campo durante o Plano Safra 2021/2022 da RGE-Sul, principal concessionária da fronteira oeste do RS.

Na sequência deste artigo, na seção 2, serão apresentados alguns trabalhos correlatos. Na seção 3 será apresentada a metodologia proposta para a identificação de PNT. Os resultados verificados durante a primeira rodada de

inspeções realizada a partir da aplicação desta metodologia são apresentados na seção 4. Por fim, a seção 5 apresenta a conclusão deste trabalho.

## 2. TRABALHOS CORRELATOS

Para tentar mitigar ou mesmo diminuir a perda de energia e de faturamento, vários métodos são estudados e avaliados. A forma mais simples de detecção de perdas não técnicas é através de inspeção local. Por ser uma atividade dispendiosa, muitos estudos propõem métodos para auxiliar as equipes de inspeção, limitando regiões de busca e, até indicando consumidores suspeitos de fraudes em algumas das técnicas, o que traz deslocamentos mais assertivos. Pensar em inspeção local, quando o cenário é o meio rural, é ainda mais complicado, pois é necessário o deslocamento de equipes, por vezes por longos percursos, até a propriedade para verificação da suspeita de PNT.

Cada vez mais, estudos levam a outras técnicas para minimizar PNT. Algumas delas são propostas para estimação de perdas, de forma a auxiliar no diagnóstico de PNT. É possível estimar perdas não técnicas a partir de perdas globais e técnicas nos alimentadores da rede. Biazzi et al. (2022) propõe um método de balanço energético, que inicialmente determina a perda global, por alimentador e períodos mensais, pela diferença entre a energia total fornecida e a energia total faturada nas UCs. Já Méffe et al. (2002) realiza o reajuste uniforme das curvas de cargas típicas dos alimentadores a partir de dados de medições na rede, de forma a calcular perdas técnicas com maior precisão. Outros autores consideram medições de potências ativas e reativas injetadas no alimentador para estimar PNT, como Bezerra et al. (2016).

Ainda há trabalhos que consideram os perfis de consumidores para detecção de perdas não técnicas. Ramos et al. (2011) propõe a criação de subperfis, numa determinada classe de consumidores, para minimizar a procura por consumidores que causam grandes fraudes. Rathod and Garg (2016) emprega técnicas de *Data Mining* para definir padrões de consumo em nível regional numa cidade, e gerar agrupamentos que também consideram a distância de objetos geográficos naturais do local e temperatura atmosférica, e assim detectar o padrão de consumo do grupo e detectar possíveis desvios que podem ser PNT. Simão and Teive (2018) também utiliza técnicas de mineração de dados e aprendizado de máquina nos consumidores comerciais para definir o padrão de consumo de cada consumidor e, a partir disso, detectar possíveis desvios que possam ser classificados como fraudes.

Com a inserção de medidores eletrônicos num número mais significativo de consumidores, surgiu a possibilidade de monitorar as perdas com estes equipamentos também nos consumidores rurais. Alguns trabalhos já utilizam os dados dos *smart metering* para buscar PNT, como Neto (2011.) e Ahmad et al. (2018).

Outros trabalhos visam uma revisão mais abrangente sobre PNT e técnicas de detecção, como é o caso dos apresentados por Pulz et al. (2017), Messinis and Hatziaargyriou (2018) e Hammerschmitt et al. (2020).

## 3. METODOLOGIA

Nesta seção é apresentada a metodologia proposta para analisar as unidades consumidoras irrigantes relacionadas a lavouras de arroz. Inicialmente é apresentada uma visão geral da proposta, a seguir a apresentação detalhada do método para detecção de perdas não técnicas e, finalmente, a estrutura de análise de resultados.

A premissa precípua de avaliação de perdas não técnicas em lavouras de arroz é a análise da eficiência energética das unidades consumidoras (UCs) classificadas como irrigantes no sistema da concessionária de energia elétrica. Sistemas de irrigação de lavouras de arroz possuem como regra uma alta demanda de energia para que seja garantido o levante. Há uma relação direta entre o tamanho da lavoura de arroz e a demanda energética e também com a topografia do local. O método proposto utiliza informações de dados históricos de consumo das UCs irrigantes associadas a outras informações pertinentes a influenciar o consumo de energia elétrica. Essas informações pertinentes auxiliam na clusterização (agrupamentos) de UCs totalizando seus perfis de consumo e áreas de cultivo.

A opção pelo uso de clusters se deu pela dificuldade de associação das áreas com cultivo de arroz com a UC correspondente. Para mitigar a incorreta alocação de cultivar com UC, foram criados os clusters. Esses foram criados utilizando o método de clusterização *k-means*, onde as UCs são agrupadas de acordo com suas características de consumo e assim criando os centroides dos clusters. Esses centroides agrupam as áreas dos cultivares de arroz em seu entorno. A partir dessa definição foi determinado o número de clusters a partir de alguns testes aplicando critérios de seleção de clusters *Silhouettes*, sendo o número 20 o valor ótimo encontrado para determinar a quantidade de clusters.

Além dos clusters, outras características são importantes e definem a dinâmica do cultivo de arroz. As primeiras características a serem observadas são as relativas ao cultivo do arroz. Existe um período com comportamento bem definido que é o período de irrigação, caracterizado pela alta demanda de energia elétrica. No cultivo de arroz é também comum haver a rotação de cultivares, para a recuperação e correção do solo, sendo que essa rotação ocorre por um período de 1 ano, ou seja, a área de cultivo de arroz fica pelo período de até uma safra com outro comportamento (sem cultivo ou com um cultivo que não tem a mesma alta demanda energética).

Características relativas ao comportamento de variação temporal também são importantes. Portanto, variações de consumo dentro dos últimos anos, em uma mesma UC, de cultivo que demonstrem uma queda abrupta dentro do período de irrigação denota atenção para uma probabilidade de perda não técnica. Dentro dessa mesma lógica uma discrepância no consumo de uma UC em relação ao seu cluster também é um indicativo de perda não técnica importante.

Quando uma ou mais UCs são apontadas pelos demais critérios é realizada uma análise global que se dá observando o comportamento do(s) alimentador(es) relacionado(s) à(s) UC(s) apontada(s). Alimentadores que possuem perdas globais importantes são indícios da contribuição de per-

das não técnicas da(s) UC(s) apontada(s) pelos critérios anteriormente descritos.

Portanto, para encontrarem-se as UCs com maior potencial de perdas não técnicas, com base no padrão de consumo de cada UC e do seu cluster, foram definidos alguns critérios. A partir da resposta positiva a uma ou mais regras, as UCs foram selecionadas e classificadas. A seguir estão listadas as regras:

- (1) Interrupção no consumo de energia elétrica, após o início da irrigação, durante o período de safra;
- (2) Ausência de consumo durante o período de irrigação em dois ou mais anos consecutivos (considerados os consumos de 2018, 2019 e 2020);
- (3) Presença de grandes variações no próprio consumo durante o período da safra (consideradas as safras 2018/19, 2019/20 e 2020/21);
- (4) Presença de grandes variações da UC em relação ao comportamento de seu cluster;
- (5) UC localizada em um alimentador com grande quantidade de perdas globais. (critério aplicado apenas às UCs que foram sinalizadas em ao menos um dos critérios anteriores).

Essas regras são justificadas de acordo com as suas características. A primeira regra foi criada tendo em vista que o período médio de irrigação de uma lavoura de arroz é de 80 a 100 dias. A UC deve apresentar consumo em três meses consecutivos, após iniciar sua irrigação, independente do mês de início da irrigação.

A segunda regra foi criada tendo em vista que produtores rizícolas costumam realizar o “descanso” da terra, não realizando o plantio por um ano, normalmente. Aquelas UCs que apresentaram ausência de consumo por dois anos consecutivos ou mais foram sinalizadas como suspeitas.

A terceira regra refere-se a comparação de safras anteriores do próprio consumidor, sendo que variações muito grande no consumo, considerando um percentual para mais ou para menos de um certo valor, podem representar indícios de perdas não técnicas. Já o comparativo da unidade consumidora com os seus vizinhos, pertencentes ao mesmo cluster, é utilizado na quarta regra.

O fato da UC ser atendida por um dos alimentadores que apresenta grande potencial de perdas globais é considerado na quinta regra. Porém esta regra só é aplicada caso a UC tenha sido classificada em uma ou mais das regras anteriores.

As regras criadas foram convertidas num algoritmo como estrutura de um sistema especialista. O fluxograma desse algoritmo está descrito na Figura 2. Esse fluxograma mostra o encadeamento lógico das regras que hierarquizam as UCs em acordo com seu risco de ser uma UC que possui perdas não técnicas.

A avaliação é dada a partir da aplicação do fluxograma sobre uma base de dados histórica para analisar um grupo de UCs quanto a sua probabilidade de possuírem perdas não técnicas. Aplicando o algoritmo apresentado na Figura 2, conforme a UC for sendo classificada pelo algoritmo, esta vai recebendo uma pontuação que é montada com a maior pontuação em acordo com o critério (critério 1 com maior pontuação em relação ao 2 e assim por diante). Assim

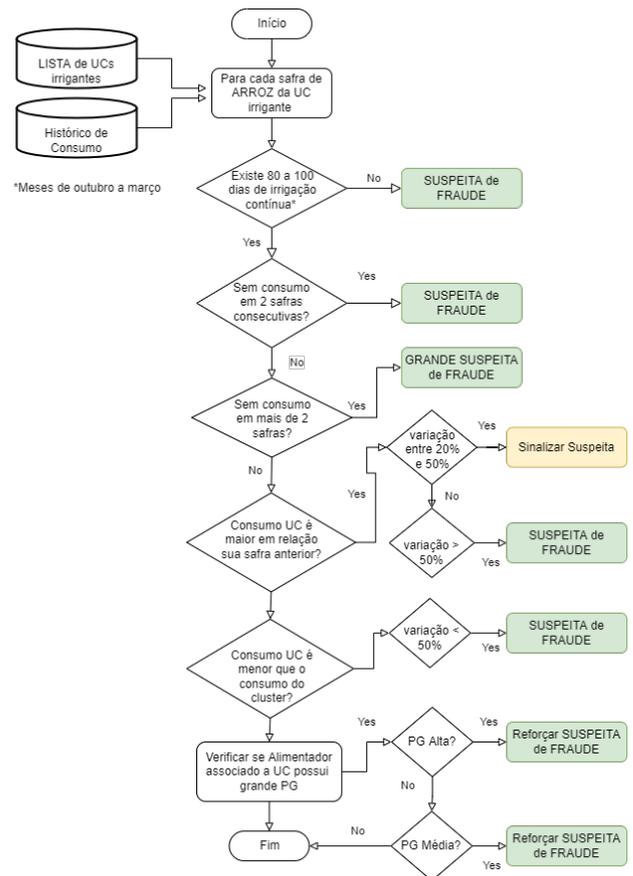


Figura 2. Fluxograma da avaliação de critérios para identificação de PNT.

como também é garantida uma maior pontuação para os critérios com a maior discrepância em relação a base de comparação.

A totalização dos pesos geram um indicador que vai de 1 até 4, onde 4 representa maior prioridade para inspeção, nível Muito Alto, e 1 o nível Baixo. A seguir estão apresentados os indicadores para priorização de inspeção de UCs suspeitas de PNT:

- Muito Alto - Prioridades 4 e 3,5: UCs identificadas em 4 critérios, prioridade de inspeção muito alta;
- Alto - Prioridades 3 e 2,5: UCs identificadas em 3 critérios, prioridade de inspeção alta;
- Médio - Prioridades 2 e 1,5: UCs identificadas em 2 critérios, prioridade de inspeção baixa;
- Baixo - Prioridade 1: UCs identificadas em 1 dos critérios, inspeção por oportunidade.

Na próxima sessão serão apresentados e analisados os resultados da aplicação da metodologia proposta sobre uma base de dados em um estudo de caso.

#### 4. ANÁLISE DE RESULTADOS

O estudo de caso foi realizado a partir dos dados advindos de uma lista inicial de inspeção em campo para o Plano Safra da RGE-Sul 2021/2022. Nestas UCs foi aplicado o algoritmo de classificação de risco para indicadores de perda não técnica. Essas UCs foram analisadas com base nos seus dados históricos de consumo de anos anteriores (de 2018 até 2021) e, com isso, de 542 UCs inicialmente

cadastradas como irrigantes na região de Uruguaiiana, 125 foram classificadas com potencial em apresentar perdas não técnicas.

Os indicadores são resultados das análises realizadas nas UCs quanto ao tempo de irrigação durante a safra, falta de registro de consumo no período de safra por 2 anos consecutivos ou mais, variação elevada no próprio consumo de uma safra para outra, variações elevadas de consumo da UC em relação ao comportamento do seu cluster, além de considerar se a UC está localizada em um alimentador com grandes quantidades de perdas globais, conforme explicado na seção anterior.

Ao aplicar o algoritmo, das UCs classificadas como suspeitas de PNT, conforme apresentado na Figura 3, 38% das UCs apresentaram interrupção de consumo mensal no período de safra (regra nº 1), compreendido entre outubro e março, nas 3 safras analisadas. 16% das UCs não apresentaram consumo durante 2 anos consecutivos ou mais durante o período de safra (regra nº 2); 35% apresentaram variação significativa no consumo de uma safra para outra (regra nº 3); 11% apresentaram variação de consumo em relação ao padrão observado no seu agrupamento (regra nº 4).

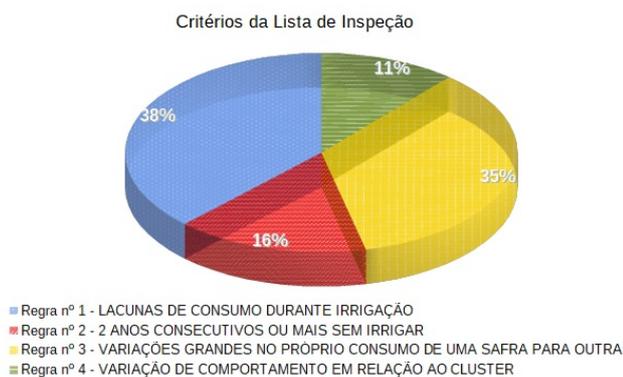


Figura 3. Aderência das UCs quanto as regras de classificação das UCs.

Um exemplo que ilustra a regra nº 1 é apresentado na Figura 4. No caso da regra nº 1, são identificadas as UC que iniciam o consumo no período de irrigação, dando sinais de que houve plantio na safra, porém apresenta interrupção mensal no consumo de energia elétrica após isso. Dado que o período médio de irrigação de uma lavoura de arroz é de 80 a 100 dias após o início da irrigação, esta UC deveria apresentar consumo em três meses consecutivos. Observando a curva com linha contínua em vermelho na Figura 4, tem-se a exemplificação da interrupção de consumo da UC1, onde no mês 2021/2 seu consumo é zero.

A regra nº 4, que versa sobre a presença de grandes variações do consumo da UC em relação ao comportamento de seu cluster é exemplificada na Figura 5, onde a curva com linha pontilhada em verde da UC21, que se destaca no centro do gráfico, apresenta comportamento distinto da curva com linha contínua em vermelho do Cluster 7.

Foram identificadas as UCs que tiveram comportamento distinto de seu cluster, em relação ao consumo durante o período de safra. Ou seja, caso o consumo do cluster de um

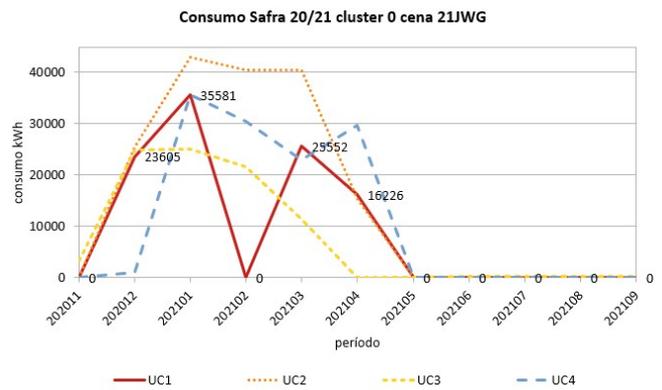


Figura 4. Exemplo de interrupção de consumo na safra.

mês para o outro manteve um mesmo patamar ou subiu, impactado por condições meteorológicas comuns, foram verificadas as UCs que reduziram seu consumo nestes meses.

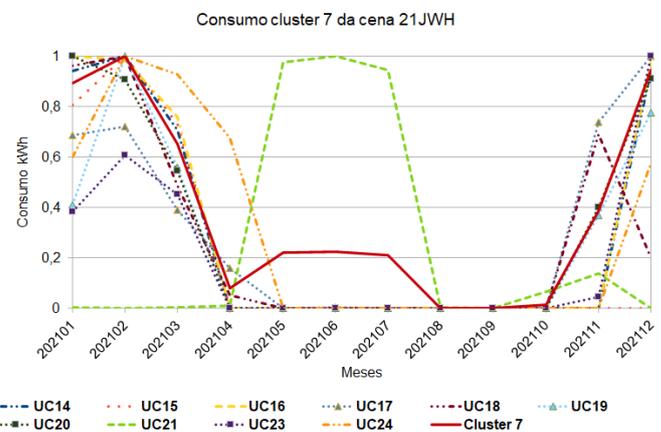


Figura 5. Exemplo de comportamento distinto do Cluster.

A partir da classificação das UCs da região de Uruguaiiana, foram estabelecidos os indicadores para priorização de inspeção das UCs suspeitas de perda não técnica, sendo o resultado apresentado na Figura 6, onde 4% receberam grau de priorização Muito Alto e 14% priorização Alta. Sendo que a maioria, 67%, recebeu priorização Média.

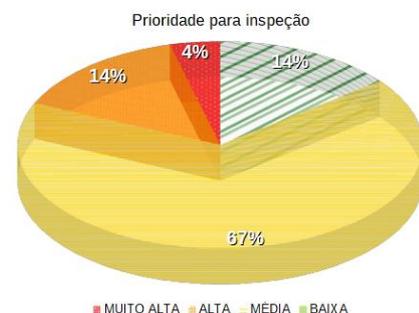


Figura 6. Priorização das UCs da região de Uruguaiiana para inspeção.

A lista de inspeção teve as UCs classificadas e priorizadas, resultando numa planilha com os detalhes de cada uma das UCs para que a análise dos resultados pudesse ser contextualizada. Na Figura 7 é possível observar todas as

UCs priorizadas com valores de 2,5 a 4 quanto ao risco de perdas não técnicas, o que as classificam com grau Alto e Muito Alto. Enquanto uma amostra daquelas com grau Médio e Baixo são apresentadas na Figura 8 onde os valores de priorização para as UCs são 1,5 e 1.

ID	COD GRUPO TENSÃO	LAT	LONG	COD ALIMENTADOR	PRIORIDADE INSPEÇÃO	LACUNAS DE CONSUMO DURANTE IRRIGAÇÃO	2 ANOS CONSECUTIVOS OU MAIS SEM IRRIGAR	VARIÁVEIS GRANDES NO PRÓPRIO CONSUMO DE UMA SAFRA PARA OUTRA	VARIÁVEL DE COMPORTAMENTO EM RELAÇÃO AO CLUSTER	PERDA GLOBAL DO ALIMENTADOR
2	A	-30	-56,4	URF11	4	XXX		X		
3	A	-30	-57	URA21	3,5	XX		X		MEDIA
4	A	-29,8	-56,7	URB17	3,5	X		X	X	MEDIA
5	B	-29,7	-56,7	URB16	3,5	XX		X		MEDIA
6	A	-30	-56,8	URB13	3	XX		X		
7	A	-29,7	-56,9	URB14	3	X		X		ALTA
8	A	-29,7	-56,9	URA24	3	XX		X		ALTA
9	A	-29,9	-56,4	URF11	3	XX		X		
10	A	-29,9	-56,5	ARE11	3	X		X		
11	A	-29,7	-56,6	URD11	3	X		X	X	ALTA
12	B	-30	-56,8	URB13	3	X		X	X	ALTA
13	B	-29,9	-56,6	URD11	3	X		X		
14	A	-29,9	-56,7	URB16	2,5	XX	X	X		ALTA
15	A	-30	-57	URA21	2,5	XX		X		MEDIA
16	A	-29,8	-56,7	URB17	2,5	X		X		MEDIA
17	A	-29,8	-57,1	URA21	2,5	X		X		MEDIA
18	A	-29,6	-56,7	URB16	2,5	X		X		MEDIA
19	A	-29,9	-57,1	URA21	2,5	X		X		MEDIA
20	B	-29,8	-56,7	URB17	2,5	X	X	X	X	MEDIA
21	B	-30	-57,1	URA21	2,5	X		X		MEDIA
22	A	-30	-57,1	URA21	2,5	XX		X		MEDIA
23	B	-29,8	-57,2	URA21	2,5	XX		X		MEDIA
24	A	-29,9	-56,5	URB14	2			X		ALTA
25	A	-29,9	-56,5	URB14	2		X			ALTA
26	A	-29,7	-56,6	URD11	2			X	X	ALTA
27	A	-29,7	-56,9	URA24	2			X		ALTA
28	A	-29,6	-56,9	URD13	2	X		X		
29	A	-29,6	-56,9	URD13	2	X		X		
30	A	-30	-56,9	URB13	2	X		X		
31	A	-29,7	-57	URA25	2			X		ALTA
32	A	-29,7	-56,9	URA24	2	X				ALTA

Figura 7. Exemplo de unidades consumidoras selecionadas com prioridade entre 2 e 4.

ID	COD GRUPO TENSÃO	LAT	LONG	COD ALIMENTADOR	PRIORIDADE INSPEÇÃO	LACUNAS DE CONSUMO DURANTE IRRIGAÇÃO	2 ANOS CONSECUTIVOS OU MAIS SEM IRRIGAR	VARIÁVEIS GRANDES NO PRÓPRIO CONSUMO DE UMA SAFRA PARA OUTRA	VARIÁVEL DE COMPORTAMENTO EM RELAÇÃO AO CLUSTER	PERDA GLOBAL DO ALIMENTADOR
94	A	-29,9	-56,7	URB17	1,5	X				MEDIA
95	A	-30	-57,1	URA21	1,5	X				MEDIA
96	A	-29,9	-56,6	URB17	1,5		X			MEDIA
97	A	-29,9	-57,1	URA22	1,5	X				MEDIA
98	B	-29,8	-57,1	URA21	1,5		X			MEDIA
99	A	-29,9	-56,7	URB16	1,5			X		MEDIA
100	A	-29,9	-56,7	URB16	1,5			X		MEDIA
101	A	-29,9	-56,9	URA24	1,5	X				MEDIA
102	A	-29,9	-56,7	URB17	1,5	X				MEDIA
103	A	-30	-57,1	URA21	1,5	X				MEDIA
104	B	-29,8	-57,1	URA21	1,5		X			MEDIA
105	B	-29,8	-57,1	URA21	1,5		X			MEDIA
106	A	-29,8	-57,1	URA21	1,5		X			MEDIA
107	A	-29,8	-57,1	URA21	1,5		X			MEDIA
108	A	-30	-56,9	URB13	1	X				
109	A	-29,9	-56,3	QUIB16	1	X				
110	A	-30	-56,9	URF11	1	X				
111	A	-30	-56,2	QUIB15	1	X				
112	A	-30,1	-56,9	URB16	1	X				
113	A	-30,1	-56,5	URF14	1	X				
114	A	-30,1	-56,5	URF14	1	X				
115	A	-29,6	-56,9	URD13	1	X				
116	A	-29,6	-56,9	URD13	1	X				
117	A	-30	-57,1	URC16	1	X				
118	A	-30,1	-56,9	QUIB16	1	X				
119	B	-29,8	-56,9	URE12	1	X				
120	B	-29,8	-57	URA26	1	X				
121	B	-29,8	-57	URA26	1	X				
122	B	-29,8	-57	URA26	1	X				
123	B	-29,8	-57	URA26	1	X				
124	A	-30	-56,9	URB13	1	X				
125	A	-29,8	-57	URE12	1	X				

Figura 8. Exemplo de unidades consumidoras selecionadas com prioridades 1,5 e 1.

## 5. CONCLUSÃO

A aplicação da metodologia proposta apresenta a possibilidade de obtenção de uma lista de clientes dos Grupos A e B de acordo com suas regras. Desta forma, cada um dos consumidores recebe um grau de risco de perdas não técnicas, resultando em indicativos de características definidas de inspeção. Comparando com os dados anteriores de inspeção, verificou-se que existe uma grande correlação entre os indicativos por inspeção manual e pela inspeção do sistema especialista que embarca o algoritmo da metodologia proposta.

Ao observar os resultados da primeira inspeção de campo, onde verificaram-se 35 das UCs selecionadas, a metodologia apresentou-se aderente para o problema apresentado. Sua aplicação proporcionou um resultado adequado, tendo como referência o retorno das primeiras inspeções, de 5,71% de assertividade. Além dos valores percentuais apresentados como resultado neste trabalho, há alguns pontos de aprendizado e reflexões, mesmo que de forma incipiente:

- Não há uma regularidade nos meses de dados faltantes, indicando problemas de leitura, faturamento, ou,

simplesmente, de extração das informações da base de dados;

- Grupo tarifário B, demonstram histórico maior de perdas não técnicas;
- Identificação de possível comportamento desuniforme das UCs em relação ao manejo do sistema de irrigação, o que será considerado para realimentação dos critérios de escolhas de UCs futuras.

Além disso, como evolução para geração das próximas listas de inspeção:

- Diferenciação de PNT ou eficiência dentre as lavouras estudadas;
- Tratamento individualizado do cliente inspecionado nas próximas gerações de lista com base no histórico de consumo e de inspeções (alertar repetidas conferências com PNT negativa).

Por fim, entende-se que, com o aumento das inspeções e consequentes *feedbacks* com maiores retornos destas, a metodologia possa ser cada vez mais qualificada para identificar as UCs que apresentam perdas não técnicas com menor alocação de equipes e redução dos prejuízos inerentes dessas fraudes.

## AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer o apoio técnico e financeiro da CPFL Energia com o projeto denominado “Sistema de Detecção de Perdas não Técnicas em Áreas de Irrigação Empregando Técnicas de Inteligência Artificial” (desenvolvido sobre o programa de P&D da ANEEL PD-00063-3065/2020). O presente trabalho também foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES/PROEX) – Código de Financiamento 001.

## REFERÊNCIAS

Ahmad, T., Chen, H., Wang, J., and Guo, Y. (2018). Review of various modeling techniques for the detection of electricity theft in smart grid environment. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 82, 2916–2933.

ANEEL (2021). Perdas de energia elétrica na distribuição. Acesso em: fev/2022. Disponível em: <https://www.aneel.gov.br/luz-na-tarifa>.

Bezerra, U.H., Soares, T.M., Nunes, M.V.A., Tostes, M.E.L., Vieira, J.P.A., Agamez, P., Viana, P.R.A., and de Oliveira, R.C. (2016). Non-technical losses estimation in distribution feeders using the energy consumption bill and the load flow power summation method. In *IEEE International Energy Conference (ENERGYCON)*, 1–6. doi:10.1109/ENERGYCON.2016.7513947.

Biazzi, R.R., Bernardon, D.P., Becker, E., de Chiara, L.M., and Silva, J.A. (2022). Technical and nontechnical energy loss estimation including volt/var control for active distribution systems. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, 33(1), 255–267. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s40313-021-00813-x>.

Comassetto, L., Abaide, A., Bernardon, D., and Canha, L.N. (2007). Perdas técnicas e comerciais de energia elétrica em sistemas de distribuição. In *VII Conferência Brasileira sobre Qualidade de Energia Elétrica - CBQEE*. Santos, SP, Brasil.

- Hammerschmitt, B.K., da Rosa Abaide, A., Lucchese, F.C., Martins, C.C., da Silveira, A.S., Rigodanzo, J., Castro, J.V.M.B., and Rohr, J.A.D.A. (2020). Non-technical losses review and possible methodology solutions. In *2020 6th International Conference on Electric Power and Energy Conversion Systems (EPECS)*, 64–68. Istanbul, Turquia. doi:10.1109/EPECS48981.2020.9304525.
- IRGA (2011). Arroz irrigado: recomendações técnicas da pesquisa para o sul do Brasil. 128 p.
- IRGA (2020). Mapeamento de área e conab identifica 1,3 milhão de hectares de arroz irrigado no Brasil. Acesso em: jan/2022. Disponível em: <https://irga.rs.gov.br/mapeamento-de-ana-e-conab-identifica-1-3-milhao-de-hectares-de-arroz-irrigado-no-brasil>.
- Köop, L.M. (2015). *Índices de Desempenho para Estações de Bombeamento em Lavouras de Arroz Irrigado*. Tese de doutorado em engenharia agrícola, Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, RS, Brasil.
- Méffe, A., Oliveira, C.C.B., Kagan, N., Jonathan, S., Caparroz, S.L., and Cavaretti, J.L. (2002). Technical and economic analysis for the reduction of losses in distribution systems. *Energy*, 4(5), 6.
- Messinis, G.M. and Hatziargyriou, N.D. (2018). Review of non-technical loss detection methods. *Electric Power Systems Research*, 158, 250–266.
- Neto, L.H.T. (2011). *Estimador de estado inteligente para análise de perdas em sistemas de distribuição de energia*. Ph.D. thesis, Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil.
- Pulz, J., Muller, R.B., Romero, F., Meffe, A., Neto, Á.F.G., and Jesus, A.S. (2017). Fraud detection in low-voltage electricity consumers using socio-economic indicators and billing profile in smart grids. *CIREED-Open Access Proceedings Journal*, 2017(1), 2300–2303.
- Ramos, C.C.O., Souza, A.N., Gastaldello, D.S., Nakamura, R.Y.M., and Papa, J.P. (2011). In *Identificação de perdas não técnicas utilizando agrupamento de dados por floresta de caminhos ótimos.*, volume X, 744–748.
- Rathod, R.R. and Garg, R.D. (2016). Regional electricity consumption analysis for consumers using data mining techniques and consumer meter reading data. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 78, 368–374.
- RGE (2020). RGE coloca em prática o plano safra 2020-2021 focado no atendimento aos produtores de arroz. Acesso em: fev/2022. Disponível em: <http://consumidoresdargesul.com.br/2020/10/30/rge-coloca-em-pratica-o-plano-safra-2020-2021-focado-no-atendimento-aos-produtores-de-arroz/>.
- Ribeiro, S.S., Cazes, T., Mano, R.F., and Maia, D. (2012). Investment optimization methodology applied to investments on non-technical losses reduction actions. In *IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC)*. Capadócia, Turquia.
- Simão, J.G.S. and Teive, R.C.G. (2018). Diferenciação de perfis de curva de carga para identificação de perdas não-técnicas em redes de distribuição utilizando mineração de dados e aprendizado de máquina. In *Anais da XIV Escola Regional de Banco de Dados*. SBC, Porto Alegre, RS, Brasil. <https://sol.sbc.org.br/index.php/erbd/article/view/2832>.
- Voltolini, J., Althoff, D.A., and Back, A.J. (2002). Água de irrigação para a cultura do arroz irrigado no sistema pré-germinado. *EPAGRI: A Cultura do Arroz Irrigado Pré-Germinado*, 101–112.