Utilização de Sistemas Multiagentes em Rede de Energia Elétrica para Identificação de Irregularidades no Consumo

Gislainy Crisostomo Velasco[1], **Luana Silva Carvalho**[1], **Vinícius Sebba Patto**[1]

[1]Instituto de Informática – Universidade Federal de Goiás (UFG)
Caixa Postal 131 — 74001-970 — Goiânia — GO -– Brasil

{gislainyvelasco, luanacarvalho, viniciussebba}@inf.ufg.br

Abstract. *This article aims to use Multiagent Systems, through the GAMA platform, to simulate an electric power distribution network and its regular and irregular consumers. To identify the irregularities is proposed a computing analyzing agent that, from the simulated data, suggests the possible irregular consumers. Through the simulator and the analyzing agent, it is possible to do complementary studies about the efficiency and effectiveness of the methods used to detect non-technical losses (PNT).*

Resumo. *Este artigo tem como objetivo utilizar Sistemas Multiagentes, por meio da plataforma GAMA, para simular uma rede de distribuição de energia elétrica e seus consumidores regulares e irregulares. Para identificar as irregularidades foi proposto um agente computacional analisador que, a partir dos dados simulados, sugere os possíveis consumidores irregulares. Com o simulador e o agente analisador, é possível fazer estudos complementares acerca da eficiência e da eficácia dos métodos utilizados para detecção de perdas não-técnicas (PNT).*

Palavras-Chave: Sistemas Multiagentes, Simulação, Rede de Distribuição de Energia Elétrica, Fraude.

1. Introdução

Em uma rede de distribuição de energia elétrica existem casos de irregularidades no consumo. Elas são realizadas por seus consumidores, residenciais e comerciais, e são caracterizadas como perdas não-técnicas (PNT). No Brasil, 313 milhões de megawatts são consumidos por ano. Desse total, 5% é utilizado por ligações clandestinas, de acordo com observações feitas desde o início das privatizações do setor energético nos anos 90. Segundo a Aneel, esses furtos provocam aumento das tarifas para todos os consumidores, para compensar o que é desviado pelos infratores; além disso, dificultam o fornecimento de serviço de qualidade e a cobrança adequada do serviço prestado [ANEEL 2018a].

As concessionárias possuem dificuldades em identificar consumidores irregulares, pois as ligações clandestinas são feitas de diversas sortes e demandam considerável tempo de investigação [Penin 2008]. Para identificar consumidores irregulares, as concessionárias utilizam técnicas variadas que indicam possíveis infratores, *e.g.* média de consumo por categoria; monitoramento por períodos regulares; alterações nas faixas de consumo e outras. Porém, essas técnicas necessitam em alguns casos de inspeções presenciais nos locais indicados.

Quando isso acontece, as concessionárias enviam equipes de campo a determinado local. Segundo Morais et al., essas equipes são em média compostas por dois eletricistas e que têm como objetivo identificar irregularidades nos sistemas de medição de consumidores alimentados em baixa, média e alta tensão em toda a área de concessão [Morais et al. 2011]. Esse tipo de procedimento demanda tempo e recursos consideráveis; todavia, nem sempre é o mais eficaz, porque as indicações nem sempre apontam para consumidores irregulares.

Por consequência das irregularidades, as tarifas regulatórias para os consumidores finais são impactadas. A redução das perdas não-técnicas pelas distribuidoras geram benefícios que vão além da redução desse item na tarifa, tais como a incorporação desses consumidores no rateio de todos os custos operacionais, a redução do consumo inconsciente ou perdulário e melhorias na qualidade do fornecimento [ANEEL 2018b].

Motivado pela necessidade de reduzir custos e analisar técnicas adotadas pelas companhias de distribuição de energia elétrica para identificar consumidores irregulares, esse trabalho tem como objetivo apresentar uma proposta de simulador, que se equivale a um "laboratório virtual", e verificar se ele poderia servir de insumo para análise e verificação dos métodos usados pelas companhias de distribuição de energia elétrica para identificar PNT.

Este artigo está organizado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta os conceitos fundamentais que envolvem as perdas de energia e os métodos existentes para a sua identificação, bem como conceitos de Sistemas Multiagentes; na Seção 3 são apresentados a modelagem da rede proposta e o simulador multiagente; na Seção 4, são descritos os aspectos relevantes do analisador de dados dos consumos e identificação dos consumidores irregulares; na Seção 5, são descritos os experimentos e resultados alcançados; e, por fim, na Seção 6 são feitas as considerações finais e as possibilidades de trabalhos futuros.

2. Fundamentação Teórica

Neste trabalho, as perdas de energia elétrica foram tratadas com Sistemas Multiagentes. Esses dois assuntos são detalhados nas Sub-seções 2.1 e 2.2.

2.1. Perdas de energia elétrica

O sistema elétrico é composto por geração, transmissão e distribuição, conforme ilustra a Figura 1. As perdas se referem à energia elétrica gerada que passa pelas linhas de transmissão e redes da distribuição [ANEEL 2018b]. As perdas globais são constituídas pela diferença entre a energia gerada e/ou comprada por uma empresa de energia elétrica e a energia efetivamente faturada por ela (Equação (2.1)) [Penin 2008].

$$Perdas\ Totais = Energia\ Gerada\ ou\ Comprada - Energia\ Faturada \quad (2.1)$$

Tais perdas podem ser divididas em perdas técnicas (PT) e perdas não-técnicas (PNT) ou comerciais:

- **Perdas Técnicas**: energias perdidas no transporte, na transformação e nos equipamentos de medição, portanto inerentes ao processo. As PT compõem o custo operacional esperado pela concessionária e são expressas em megawatt-hora (MW/h)

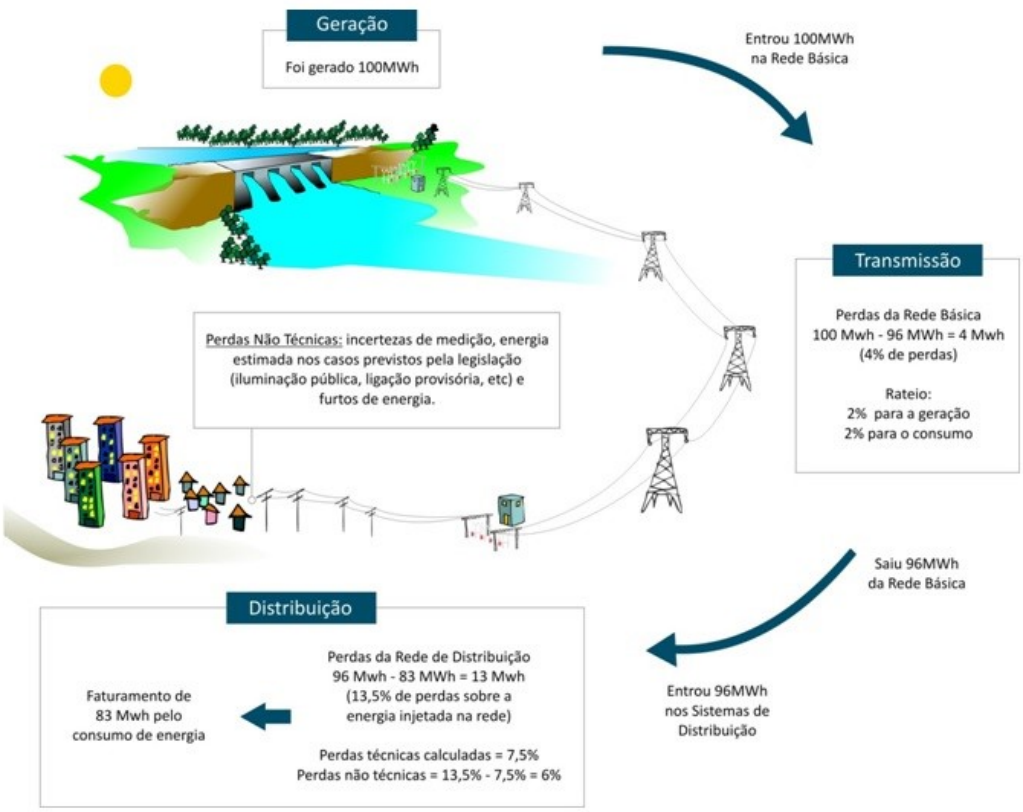

Figura 1. Estrutura de um Sistema Elétrico [ANEEL 2018b].

[Penin 2008]. Essas perdas são apuradas mensalmente pela Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE) e o seu custo é definido anualmente nos processos tarifários, sendo rateado pela metade para geração e para os consumidores [ANEEL 2018b]. São calculadas conforme as regras definidas no Módulo 7 do PRODIST[1].

- **Perdas Não-Técnicas ou Perdas Comerciais**: São as perdas associadas à comercialização da energia até o usuário final, dada em MW/h. [Penin 2008] define a estimativa desse tipo de perda pela Equação (2.2). Os valores regulatórios são calculados pela ANEEL conforme as regras definidas no Submódulo 2.6 do PRORET[2], por meio de uma metodologia de comparação de desempenho das distribuidoras, observando critérios de eficiência e as características socioeconômicas das áreas de concessão [ANEEL 2018b].

$$\text{Perdas Não-Técnicas} = Perdas\ Totais - Perdas\ Técnicas \quad (2.2)$$

As causas mais comuns das PNT são:

(A) Inexistência de medidores.

[1]http://www.aneel.gov.br/modulo-7
[2]http://www2.aneel.gov.br/cedoc/aren2015660_Proret_Submod_2_6_V3.pdf

(B) Falha ou falta de aferição dos medidores.
(C) Erros na leitura dos medidores ou no faturamento das unidades consumidoras.
(D) Furto de energia.
(E) Fraude no fornecimento ou no sistema de medição de energia.

O foco deste trabalho está nos itens D e E. Com isso, há a necessidade de caracterizar o que são furtos e fraudes nessa área. A fraude é o ato consciente de uma pessoa para eliminar ou reduzir o montante cobrado da energia consumida no período apurado. O furto, popularmente conhecido como "gato", é dado quando a unidade consumidora se liga diretamente à rede da distribuidora caracterizada por ligações irregulares, clandestinas [Penin 2008].

2.2. Sistemas Multiagentes

Um Sistema Multiagente (SMA) é um sistema que compreende um conjunto de agentes, software e/ou hardware distribuídos, com metas específicas que interagem e negociam uns com os outros no mesmo ambiente para resolver um problema global [Wooldridge and Jennings 1995] [Silva 2009]. Em [Russell et al. 1995], os autores definem um agente como sendo uma entidade autônoma que percebe seu ambiente por meio de sensores e age sobre o mesmo através de atuadores. Dessa forma, a operação de agentes em um SMA consiste em três etapas: percepção, tomada de decisão e ação [SAMPAIO 2017]. Na Figura 2, é apresentada a operação de um SMA e interações dos agentes.

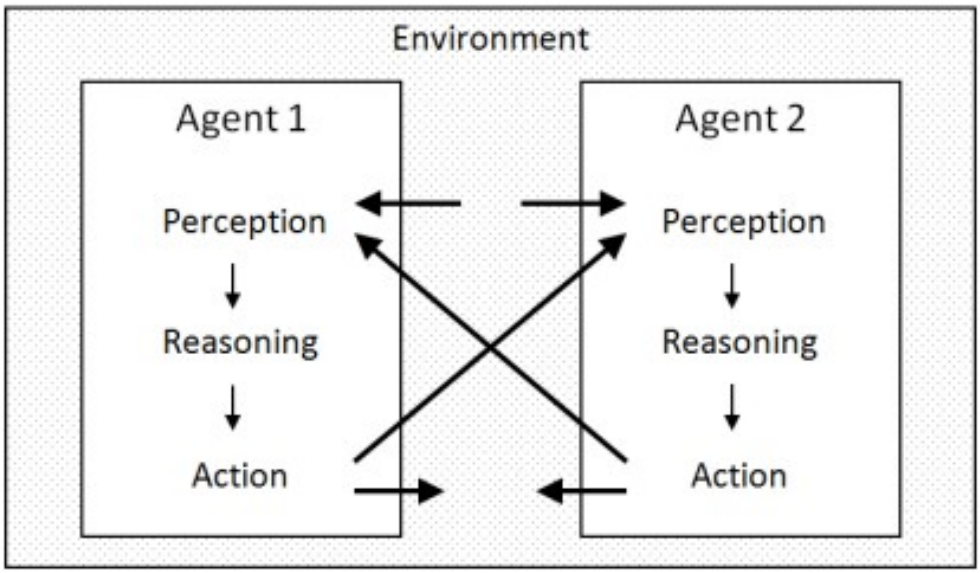

Figura 2. Operação de um SMA e interações dos agentes [Roche et al. 2010]

Neste trabalho, foi utilizado a plataforma de simulação GAMA (*Gis & Agent-Based Modeling Architecture*) para implementar o sistema multiagente para simulação de uma rede elétrica com geração de dados de consumo e para análise. O GAMA é uma plataforma permite que a modelagem baseada em agentes com a capacidade de

representar vários níveis de interação ao longo de uma representação detalhada (complexa). Em particular, integra ferramentas poderosas provenientes de Sistemas de Informações Geográficas (GIS) e *Data Mining*, facilitando os esforços de modelagem e análise [Taillandier et al. 2010].

2.3. Trabalhos de detecção de irregularidades na rede de distribuição de energia

Nesta subseção, são apresentados estudos no contexto de perdas não-técnicas, sendo que parte deles usa sistemas inteligentes e métodos estatísticos para classificar, identificar e caracterizar os consumidores com instalações elétricas irregulares [Ramos 2014]. Existem trabalhos que abordam essa temática que utilizam de sistemas computacionais, *e.g* inteligência artificial, como Rede Neural Artificial (RNA), e também, estudos voltados para a engenharia elétrica. Dentre esse trabalhos, tem-se projetos P&D regulados pela ANEEL; teses e dissertações; e artigos publicados em periódicos e conferências. A seguir, são apresentados alguns trabalhos relevantes que utilizam técnicas computacionais.

Em 2000, o projeto de P&D da Companhia de Eletricidade do Estado do Rio de Janeiro (CERJ), em conjunto com o Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (CEPEL), desenvolveu um sistema com RNA treinadas com padrões de fraudes existentes na concessionária que fornece ferramentas que auxiliam na análise do consumo, gerenciamento das inspeções, e acompanhamento dos fraudadores [ANEEL 2006].

Outro projeto de P&D que também utiliza de RNA é o desenvolvido pela Companhia de Energética de Pernambuco (CELPE) e pesquisadores da Universidade Federal Fluminense (UFF) e Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), realizado entre os ciclos de 2005/2006 e 2007/2008. O trabalho consiste na proposta de um método que, segundos os pesquisadores, indica os transformadores que precisam ser inspecionados, o que reduz o custo elevado de verificar todos ou de se instalar medidores comparativos ao longo de todo o sistema [ANEEL 2011].

Faria, implementou computacionalmente um sistema inteligente híbrido intercomunicativo específico que se baseia no emprego de diferentes técnicas oriundas da área de sistemas inteligentes tais como RNA e lógica fuzzy em módulos independentes e que se comunicam entre si. O sistema é baseado em três pilares: extração automática de conhecimento a partir da base de dados da concessionária, incorporação na metodologia do conhecimento e experiência de especialistas e, em último, consultas na base de dados por características específicas de cada cliente [Faria 2012].

Eller et al. propõem um método para auxiliar no gerenciamento de perdas comerciais de energia elétrica através da mineração de dados, destacando-se o uso das RNA para descobrir comportamentos suspeitos de consumidores de energia, indicando a possibilidade de fraude ou não. Nesse sentido, tem-se o trabalho realizado por [Ortega 2008] que desenvolveu uma metodologia que identifica, com maior precisão, o perfil do cliente irregular (comprovada fraude no medidor, furto por ligação clandestina ou irregularidade técnica). O sistema inteligente resultante, denominado SIIPERCOM, baseia-se em RNA para a filtragem agrupando clientes com comportamentos semelhantes e classificação dos clientes de cada grupo em normais ou irregulares [Eller et al. 2003].

No trabalho de Monedero et al., também usaram técnicas de mineração de dados, propondo a utilização de RNA, juntamente com uma análise estatística de fraudes no consumo elétrico [Monedero et al. 2006]. Em um trabalho recente, Monedero et al.

também propuseram para a detecção de fraudes uma análise através da utilização do coeficiente de Pearson em conjunto com o uso de redes bayesianas e árvores de decisões [Monedero et al. 2012].

Vale ressaltar que é difícil comparar os métodos desenvolvidos por outros autores com o utilizado neste trabalho com relação a identificação das perdas não-técnicas, visto que a maioria deles trabalha diretamente com um histórico de curvas de carga ou, indiretamente, com características extraídas dessas curvas. Ao contrário, neste trabalho, no qual as curvas de carga não foram disponibilizadas por nenhuma concessionária e os dados gerados foram por meio da simulação. Além disso, as características usadas neste trabalho nem sempre são iguais às características usadas por outros autores. Outro fato importante é a utilização de técnicas de SMA ao invés das outras áreas da IA que foram usadas pelos autores citados.

3. Modelagem da rede de energia elétrica

Esta seção apresenta a modelagem da rede de energia elétrica. Em seguida, a criação do SMA por meio do *framework* GAMA.

3.1. Rede elétrica

Uma rede de energia elétrica possui uma quantidade de variáveis que a torna complexa. Nesta rede, os consumidores estão ligados à determinada sub-rede ou transformador de energia elétrica. Para construção do simulador SMA e análise dos dados gerados, foi modelada uma rede simplificada, face à maioria das redes de energia elétrica encontradas nos grandes centros urbanos; porém, foram considerados aspectos suficientes para simular os dados necessários para a aplicação de técnicas usadas para detecção de PNT.

A topologia modelada é composta por uma única rede na qual trafega toda a corrente elétrica e é distribuída por seus consumidores sem restrição de consumo. Os consumidores são de dois tipos: comerciais e residenciais. O tipo residencial, tem baixas faixas de consumo e possuem variações nas categorias de consumidores, *e.g.* uma residência que possui somente um único morador tende a apresentar consumo diferente de uma residência com mais que 3 moradores. Nesse sentido, os comerciais tem as variações que dependem do porte da empresa (quantidade de funcionários) e da atuação (indústria geralmente consome mais que comércio).

Para representar essas faixas de consumo foram criadas, com auxílo de especialista do setor elétrico, categorias de faixas de consumos para os dois tipos, conforme dados da Tabela 1. Observa-se que os valores das faixas não se tratam de valores reais, somente estipulações para que a simulação fique mais próxima da realidade dos perfis de consumidores do estado de Goiás.

Cada consumidor possui propriedades que o identifica na rede, como:

- Unidade consumidora: identificação única na rede.
- Tipo de consumidor: residencial ou comercial.
- Consumo registrado por período: geralmente medido em KW/h, tratando-se da base para cálculo do valor cobrado no período - é o valor registrado pelo medidor.
- Faixa de consumo: trata-se da média de consumo da unidade consumidora. Foram utilizadas as variações da Tabela 1.

Tabela 1. Faixa de consumo dos consumidores de acordo com suas categorias

Categorias	Faixa de Consumo	
	Residenciais	Comerciais
CAT0	1, 100	1000, 1500
CAT1	101, 200	1501, 2000
CAT2	201, 300	2001, 3000
CAT3	301, 400	3001, 4000
CAT4	401, 500	4000, 5500
CAT5	501, 1000	5501, 8000

Para atender a necessidade de se saber quais são os consumidores irregulares (saber se o agente computacional teve sucesso) foi adicionado mais duas propriedades:

- É irregular: é uma propriedade que possui dois valores possíveis: verdadeiro, caso o consumidor seja irregular e falso, caso contrário.
- Consumo real por período: se o consumidor é irregular, logo o seu consumo registrado por período não corresponde ao valor real consumido, para fins de análise foi adicionado essa propriedade para conseguir identificar posteriormente esses consumidores. Caso o consumidor não seja irregular, o valor do período corresponde ao mesmo do registrado.

Com isso, a rede possui as propriedades:

- Quantidade de consumidores: valor numérico correspondente a soma total de cada tipo.
- Consumo registrado por período: somatória de todos os consumos registrados pelo consumidor no período.
- Consumo real por período: somatória de todos os consumos reais pelo consumidor no período.

3.2. Simulador SMA

A plataforma GAMA foi a utilizada no desenvolvimento do SMA. Para isso, foi necessário a modelagem de um agente genérico para a simulação. O agente possui todas as propriedades apresentada no consumidor. O meio que os agentes interagem é a rede de distribuição de energia elétrica que também possui as propriedades apresentadas na seção anterior.

O foco do simulador é permitir que as distribuidoras consigam reproduzir cenários de irregularidades próximas ao mundo real. Por isso, existem uma gama de possibilidades de combinações possíveis de informações que podem facilitar nas análises posteriores. Com isso, o simulador permite definir algumas propriedades, como o número de consumidores na rede, por padrão foi utilizado mil consumidores. Para cada ciclo é utilizado o intervalo de um mês por ser o convencional e usado por grande parte das concessionárias como o período faturado, o histórico de consumo é feito por um período de doze meses (um ano).Vale ressaltar que se for empregado o método de análise por histórico, períodos curtos podem não ser adequados para detecção de irregularidades.

Com a definição do meio estabelecida, são instanciados os agentes consumidores. Cada agente possui a probabilidade X de ser residencial e Y de ser irregular, considerando X e Y como 70% e 10%, respectivamente. Esses valores podem ser modificados dependendo do cenário. Além disso, é realizado um sorteio para classificar o agente a uma faixa de consumo, como mostrado na Tabela 1.

Para cada ciclo de interação os agentes realizam os seus comportamentos, neste caso, o consumo de energia. Como o intervalo definido é mensal, o consumo do ciclo é dado por meio de um sorteio entre as faixas de consumo, ou seja, se o consumidor é residencial e pertence à categoria CAT2 o sorteio estará entre 101 à 200 KW/h. O valor do consumo fará parte do consumo registrado no período, caso a propriedade irregular seja verdadeira, o consumo real é dado pela Equação (3.1). O Percentual do qual a Equação (3.1) se refere é explicado na Seção 4.

A cada ciclo de interação, o agente consumidor interage com a rede (meio) que possui uma quantidade de energia que é disponibilizada para consumo, para efeitos de cálculos das perdas (técnicas e não-técnicas), são registrados na rede global a energia registrada e a real consumida.

$$Consumo\ Real = Consumo\ Registrado * Percentual \quad (3.1)$$

Por fim, após todos os ciclos, as informações geradas são armazenadas em arquivos CSV (*Comma-Separated Values*); um arquivo contém todas as informações geradas pelo consumidor, suas propriedades, bem como a energia registrada e consumida por período; o outro arquivo, contém somente a energia registrada, pois este é utilizado para detecção de irregularidades.

4. Analisador de irregularidades

A segunda etapa deste trabalho consiste na proposta de um agente computacional analisador para detecção de irregularidades na rede. O analisador é um agente que verifica os dados gerados pela simulação a fim de indicar os possíveis consumidores que podem estar fraudando o sistema. Foi utilizado o método de detecção por desvio padrão por meio de percentuais abaixo e acima da média pela faixa de consumo.

As informações necessárias para realizar a análise estão contidas no arquivo CSV que possui somente as informações de consumos simulados. Em cada registro é identificado o tipo e a categoria dos quais o consumidor pertence; assim, é possível obter a média de consumo por categoria. Após a instanciação, o agente analisador faz a leitura do arquivo e inicia as verificações dos consumos mensais simulados com o objetivo de verificar se algum consumo (Consumo Acima ou Consumo Abaixo - ver Eq. 4.1 e Eq. 4.2) ficou acima ou abaixo de um limiar estipulado para a média de determinada categoria (Média Consumo Acima ou Média Cosumo Abaixo - ver Eq. 4.3 e Eq. 4.4). Na Seção 5, foram estipulados 6 percentuais (para cima e para baixo): 0%, 2%, 6%, 14%, 30% e 62%.

$$Consumo\,Acima = Consumo\,Mensal + Percentual\,Acima \quad (4.1)$$

$$Consumo\,Abaixo = Consumo\,Mensal - Percentual\,Abaixo \quad (4.2)$$

$$Média\,Consumo\,Acima = Média\,Consumo\,Por\,Categ. + Percentual\,Acima \quad (4.3)$$

$$Média\,Consumo\,Abaixo = Média\,Consumo\,Por\,Categ. - Percentual\,Abaixo \quad (4.4)$$

Caso o Consumo Acima ou Consumo Abaixo seja superior ou inferior à Média Consumo Acima ou Média Consumo Abaixo, respectivamente, o agente sinaliza o usuário da rede como possível consumidor irregular e essa informação é armazenada em um arquivo CSV com todos os potenciais consumidores fraudulentos.

5. Experimentos e resultados

Durante os experimentos, foram identificados possíveis cenários que impactam nas detecções dos consumidores irregulares por meio do analisador proposto. No mundo real, existem várias formas de realizar furtos e fraudes nas redes de energia. Como não foi obtido dados reais das distribuidoras para serem analisados, foram utilizadas durante os testes algumas combinações do simulador para geração de dados para verificar se o modelo proposto no analisador é eficiente e eficaz.

Nas simulações, foram considerados dois tipos de consumidores irregulares: os que furtam e permanecem na sua faixa de consumo e os que furtam e saem da sua faixa de consumo. O primeiro caso acontece com consumidores que porventura realizam furtos e, às vezes, realizam de maneira mais sofisticadas, geralmente acompanhada de pessoas que possuem práticas nesse ramos e sabem como ludibriar a concessionária sem serem identificados. O segundo acontece com mais frequência e sem auxílio de métodos sofisticados, os consumidores em muitos casos querem realizar o furto para diminuir o montante pago, os motivos para essa prática são inúmeras, *e.g* condição financeira, inadimplência, histórico-cultural e outros fatores [Penin 2008].

Com isso, foram realizados os experimentos para esses dois tipos de consumidores irregulares. As variações foram: quantidade de consumidores totais, taxa de consumidores residenciais e comerciais, taxa de consumidores regulares e irregulares e mudanças nas faixas de consumo nos casos de irregularidade, seguindo os padrões identificados anteriormente. Os consumidores residenciais foram representados por círculos amarelos e comerciais por brancos, para os consumidores irregulares as bordas ficaram na cor vermelha e regulares na cor azul, conforme ilustra a Figura 3.

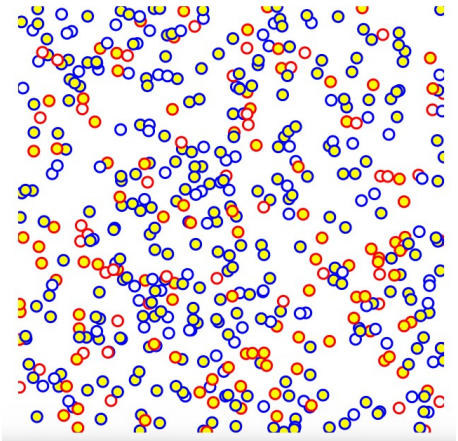

Figura 3. Representação de 500 consumidores, sendo 70% residenciais e 30% irregulares no simulador SMA proposto.

Foram realizadas um total de 12 simulações; nas 6 primeiras, os consumidores irregulares tiveram a soma do consumo com furto dentro da sua faixa usual de consumo; nas outras 6 simulações, esses valores ficaram fora da faixa usual de consumo. No analisador foram utilizados os seguintes percentuais para cálculos dos Consumo Acima e Consumo Abaixo: 0%, 2%, 6%, 14%, 30% e 62% (detalhes na Seção 4). As Tabelas 2 e 3, mostram a média de indicações para as simulações, a taxa de acertos comparada a quantidade dos consumidores irregulares na rede e a taxa de erros das indicações.

A taxa de acerto (Eq. 5.1) é obtida pela quantidade de acertos de consumidores irregulares indicados pelo agente analisador dividido pela quantidade de consumidores irregulares gerados na simulação dividida. Já a taxa de erro (Eq. 5.2), é obtida subtraindo de 100% o resultado da divisão da quantidade de indicações corretas de consumidores irregulares pela quantidade total de consumidores indicados pelo agente analisador.

$$Taxa\,Acerto = Número\,Acertos\ /\ Total\,Irregulares \quad (5.1)$$

$$Taxa\,Erro = 100\ -\ (Número\,Acertos\ /\ Total\,Indicações) \quad (5.2)$$

Tabela 2. Resultados dos experimentos com valores de consumo dentro da faixa de consumo

Percentual	Dentro da Faixa de Consumo		
	Média de Indicações (500 -- 1000)	Taxa de acertos na rede (500 -- 1000)	Taxa de erros pelo total de indicaçoes (500 -- 1000)
0%	500 -- 1000	100% -- 100%	23,14% -- 27,6%
2%	449 -- 902	89,28% -- 88,3%	27,79% -- 27,6%
6%	339 -- 694	69,31% -- 66,85%	28,27% -- 28,37%
14%	138 -- 300	32,58% -- 30,1%	30,18% -- 28,50%
30%	16 -- 34	2,94% -- 3,15	26,93% -- 25,11%
62%	1 -- 1	0% -- 0%	100% -- 100%

Tabela 3. Resultados dos experimentos com valores de consumo fora da faixa de consumo

Percentual	Fora da Faixa de Consumo		
	Média de Indicações (500 -- 1000)	Taxa de acertos na rede (500 -- 1000)	Taxa de erros pelo total de indicaçoes (500 -- 1000)
0%	500 -- 1000	100% -- 100%	30% -- 30,1
2%	455 -- 917	96,11% -- 94,7%	29,31% -- 31,14%
6%	364 -- 725	87,21% -- 83,47%	33,84% -- 34,33%
14%	192 -- 397	68,17% -- 66,42%	47,03% -- 48,56%
30%	61 -- 120	35,69% -- 31,33%	75,84% -- 74,64%
62%	1 -- 1	4,41% -- 3,23%	88,89% -- 83,34%

6. Considerações finais

O simulador apresentado neste artigo tem como propósito simular vários cenários de consumos em redes de distribuição de energia elétrica com consumidores regulares, irregulares, residenciais e comerciais. Apesar de ser uma proposta simplificada, conseguiu abstrair os aspectos necessários para gerar os dados de estudos acerca de métodos de identificação de PNT. A realização dos experimentos mostrou que um dos métodos mais usados (o método de detecção por desvio padrão por meio de percentuais abaixo e acima da média pela faixa de consumo) possui uma pequena eficiência e eficácia. Por consequência, métodos precisam ser repensados e aperfeiçoados. Como existem várias formas de irregularidades, a identificação dos consumidores irregulares se torna complexa e depende de como esses consumidores cometem fraudes/furtos. Observa-se que se utilizar do método de detecção por meio do desvio padrão há uma taxa considerável de acertos; porém, ainda resta uma taxa alta de erros. Isso indica que, se for enviado uma equipe de técnicos ao local, tem-se um uso pouco eficiente e de baixa eficácia dos recursos financeiros e humanos.

A partir desse trabalho, destaca-se possibilidades de estudos complementares, por exemplo, de utilizar multiagentes para analisar dados simulados para verificar a eficiência e eficácia de outros métodos de detecção de fraude. Há também a possibilidade de aumentar a complexidade da rede de distribuição de energia elétrica para que a simulação fique ainda mais parecida com ambientes encontrados nos grandes centros urbanos. Dessa forma, há de se destacar que o estudo, abre uma gama de possibilidades de estudos complexos e de grande importância tanto para as companhias de distribuição de energia elétrica quanto para a academia.

Referências

ANEEL (2006). Revista Pesquisa e Desenvolvimento da ANEEL P&D. 1.

ANEEL (2011). Revista Pesquisa e Desenvolvimento da ANEEL P&D. 4.

ANEEL (2018a). Medição, faturamento e combate a perdas comerciais. `http://www2.aneel.gov.br/visualizar_texto.cfm?idtxt=1623/`. Online; acessado 24 Junho 2018.

ANEEL (2018b). Perdas de energia. `http://www.aneel.gov.br/conteudos-relacionados-distribuicao/-/asset_publisher/hrGWK1e8xMyp/`. Online; acessado 18 Julho 2018.

Eller, N. A. et al. (2003). Arquitetura de informação para o gerenciamento de perdas comerciais de energia elétrica.

Faria, L. T. d. (2012). Sistema inteligente híbrido intercomunicativo para detecção de perdas comerciais.

Monedero, Í., Biscarri, F., León, C., Biscarri, J., and Millán, R. (2006). Midas: Detection of non-technical losses in electrical consumption using neural networks and statistical techniques. In *International Conference on Computational Science and Its Applications*, pages 725–734. Springer.

Monedero, I., Biscarri, F., León, C., Guerrero, J. I., Biscarri, J., and Millán, R. (2012). Detection of frauds and other non-technical losses in a power utility using pearson

coefficient, bayesian networks and decision trees. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 34(1):90–98.

Morais, F. J. d. O. et al. (2011). Equipamento eletrônico de baixo consumo com comunicação sem fio para auxílio nas inspeções de detecção de roubo de energia elétrica.

Ortega, G. V. C. (2008). Redes neurais na identificaçao de perdas comerciais do setor elétrico. *Rio de Janeiro*.

Penin, C. A. d. S. (2008). *Combate, prevenção e otimização das perdas comerciais de energia elétrica.* PhD thesis, Universidade de São Paulo.

Ramos, C. C. O. (2014). *Caracterização de perdas comerciais em sistemas de energia através de técnicas inteligentes.* PhD thesis, Universidade de São Paulo.

Roche, R., Blunier, B., Miraoui, A., Hilaire, V., and Koukam, A. (2010). Multi-agent systems for grid energy management: A short review. In *IECON 2010-36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, pages 3341–3346. IEEE.

Russell, S., Norvig, P., and Intelligence, A. (1995). A modern approach. *Artificial Intelligence. Prentice-Hall, Egnlewood Cliffs*, 25(27):79–80.

SAMPAIO, R. F. (2017). Sistema de automação distribuído uma abordagem baseada em multiagente aplicada a sistemas de distribuição de energia elétrica em média tensão. *Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) Centro de Tecnologia*, 25(27):225.

Silva, B. C. d. (2009). *Utilização de um sistema multi-agentes em redes de comunicação para a proteção digital de distância adaptativa.* PhD thesis, Universidade de São Paulo.

Taillandier, P., Vo, D.-A., Amouroux, E., and Drogoul, A. (2010). Gama: a simulation platform that integrates geographical information data, agent-based modeling and multi-scale control. In *International Conference on Principles and Practice of Multi-Agent Systems*, pages 242–258. Springer.

Wooldridge, M. and Jennings, N. R. (1995). Intelligent agents: Theory and practice. *The knowledge engineering review*, 10(2):115–152.