

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
CURSO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO**

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA BASEADO
EM REGRAS PARA DETECÇÃO DE FRAUDE EM
UNIDADES CONSUMIDORAS LIGADAS EM BAIXA
TENSÃO**

TRABALHO DE GRADUAÇÃO

Giuliano Geraldo Lopes Ferreira

**Santa Maria, RS, Brasil
2007**

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA BASEADO EM
REGRAS PARA DETECÇÃO DE FRAUDE EM UNIDADES
CONSUMIDORAS LIGADAS EM BAIXA TENSÃO**

por

Giuliano Geraldo Lopes Ferreira

Trabalho de Graduação apresentado ao Curso de Ciência da Computação, da
Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para
obtenção do grau de
Bacharel em Ciência da Computação.

Orientador: Prof^o João Carlos Damasceno Lima

Co-orientadora: Prof^a Iara Augustin

Trabalho de Graduação 224

Santa Maria, RS, Brasil

2007

**Universidade Federal de Santa Maria
Centro de Tecnologia
Curso de Ciência da Computação**

A Comissão Examinadora, abaixo assinada,
aprova o Trabalho de Graduação

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA BASEADO EM REGRAS
PARA DETECÇÃO DE FRAUDE EM UNIDADES CONSUMIDORAS
LIGADAS EM BAIXA TENSÃO**

elaborada por
Giuliano Geraldo Lopes Ferreira

como requisito parcial para obtenção do grau de
Bacharel em Ciência da Computação

COMISSÃO EXAMINADORA:

João Carlos Damasceno Lima
(Presidente/Orientador)

Benhur de Oliveira Stein

Celio trois

Santa Maria, 02 de março de 2007.

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho à minha avó Clementina (*in memoriam*), que infelizmente não pôde realizar o sonho de presenciar minha formatura, mas que, com muito amor e dedicação, sempre me incentivou a realizar meus sonhos.

AGRADECIMENTOS

A Deus, por me dar a capacidade de enxergar sempre o caminho a seguir.

Ao meu orientador, professor João Carlos Damasceno Lima, pela confiança depositada em mim para desenvolver este trabalho e pelo incentivo e presteza nas atividades desenvolvidas.

À minha co-orientadora, professora Iara Augustin, pela oportunidade de trabalhar em seu grupo de pesquisa e pelas contribuições prestadas para realização deste trabalho.

Aos professores Benhur de Oliveira Stein e Celio Trois, por aceitarem compor a presente banca examinadora e pelas críticas construtivas que serviram tanto para corrigir o texto deste trabalho, como de experiência adquirida para futuros trabalhos.

Aos meus pais, Geraldo e Lília, pelo apoio incondicional durante todo o curso e, principalmente, durante a execução deste trabalho.

À minha companheira Alessandra, pelo seu amor e carinho e pela paciência e compreensão das ausências durante o desenvolvimento deste trabalho.

RESUMO

Trabalho de Graduação
Curso de Ciência da Computação
Universidade Federal de Santa Maria

DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA BASEADO EM REGRAS PARA DETECÇÃO DE FRAUDE EM UNIDADES CONSUMIDORAS LIGADAS EM BAIXA TENSÃO

Autor: Giuliano Geraldo Lopes Ferreira
Orientador: João Carlos Damasceno Lima
Co-orientadora: Iara Augustin

Data e Local da Defesa: Santa Maria, 02 de março de 2007.

O sistema elétrico, particularmente a distribuição, enfrenta problemas de fraudes. Os circuitos das redes secundárias juntamente com os equipamentos de medição de energia elétrica, pelo nível de tensão de operação, estão mais suscetíveis a ações de fraudes ou desvios. O controle das perdas técnicas e comerciais, em empresas do setor elétrico é fundamental para a consecução dos objetivos das concessionárias e da população atendida. A falta de efetivo controle das perdas gera desperdício, ineficiência e resulta em custos elevados. Para identificar consumidores fraudadores é necessário que sejam feitas inspeções técnicas nas unidades consumidoras. Realizar essas inspeções sem ter uma diretriz de busca é um processo lento e oneroso. Para combater esses problemas, as empresas devem lançar mão da tecnologia da informação, buscando, em tempo real, o controle total da energia demandada por seus clientes. Neste trabalho foi implementado um sistema baseado em regras, que auxiliará na identificação dos consumidores com discrepância entre a medição e o consumo real de energia elétrica, seja devido a erro de medição, fraude ou desvio. Devido ao elevado número de consumidores alimentados em baixa tensão, o processo de identificação foi realizado em duas etapas: identificação dos transformadores com uma diferença considerável entre a energia fornecida e a energia faturada; identificação dos consumidores com maior possibilidade de erro na medição, fraude ou desvio, dentre os atendidos por cada transformador selecionado na primeira etapa. Dessa forma, os consumidores atendidos por transformadores selecionados por possuírem problemas no faturamento são classificados como normais ou anormais, direcionando as inspeções técnicas.

Palavras-chave: energia elétrica; fraude; perdas comerciais; baixa tensão

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Ilustração 6.1 - Formulário Consumo	37
Ilustração 6.2 - Formulário Consumidor	37
Ilustração 6.3 - Formulário ConsumoTrafo	37
Ilustração 7.1 - Classificação de consumidores com irregularidades e simulação de férias...	44
Ilustração 7.2 - Classificação de consumidores com irregularidades	45
Ilustração 7.3 - Classificação de consumidores sem irregularidades.....	46
Ilustração 7.4 - Classificação de consumidores com insuficiência de dados e irregularidades não detectáveis pelas regras das médias	47
Ilustração 7.5 - Classificação de consumidores com diversas irregularidades no consumo...	48

LISTA DE QUADROS

Quadro 6.1 - Mapeamento da classe Consumo.....	34
Quadro 6.2 - Mapeamento da classe ConsumoTrafo.....	34
Quadro 6.3 - Mapeamento da classe Consumidor.....	35
Quadro 6.4 - Mapeamento da classe Transformador.....	36
Quadro 6.5 - Estrutura de classificação dos consumidores.....	41

LISTA DE APÊNDICES

APÊNDICE A - Hibernate	54
-------------------------------------	-----------

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
1.1	Contextualização.....	11
1.2	Objetivos gerais e específicos.....	12
1.3	Motivação	13
1.4	Organização dos Capítulos	14
2	PERDAS NO SETOR ELÉTRICO	16
2.1	Perdas técnicas.....	16
2.2	Perdas comerciais	17
3	AVANÇOS TECNOLÓGICOS NO COMBATE À FRAUDE NO SETOR ELÉTRICO	21
3.1	Avanços na fabricação de lacres	21
3.2	Avanços na fabricação de medidores.....	22
3.3	Equipamentos de combate à fraude.....	22
4	DETECÇÃO DE FRAUDE ATRAVÉS DE PROCESSAMENTO COMPUTACIONAL	24
5	DESENVOLVIMENTO DA METODOLOGIA	28
6	IMPLEMENTAÇÃO	33
6.1	Modelagem dos dados dos consumidores	33
6.1.1	Classe persistente Consumo	33
6.1.2	Classe persistente ConsumoTrafo	34

6.1.3	Classe persistente Consumidor.....	34
6.1.4	Classe persistente Transformador.....	35
6.2	Apresentação tabular dos dados	36
6.3	Geração de dados para simulação das regras	38
6.4	Inserção de consumidores com fraude.....	38
6.5	Implementação das regras de classificação	39
6.5.1	Seleção dos transformadores	39
6.5.2	Classificação dos consumidores	40
7	RESULTADOS OBTIDOS.....	43
8	CONCLUSÕES E PROPOSTAS DE TRABALHOS FUTUROS	50
8.1	Conclusões	50
8.2	Trabalhos futuros	51
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	52

1 INTRODUÇÃO

As fraudes ocorrem nas mais diversas áreas e segmentos, como por exemplo, em cartões de crédito, em telefonia celular, em seguradoras, no setor bancário, em energia elétrica, entre outras. A detecção de fraudes no Brasil e no mundo tem sido tema de pesquisa e desenvolvimento, sendo assim, uma área de grandes investimentos das empresas.

O sistema elétrico, particularmente a distribuição, também enfrenta problemas de fraudes. Os circuitos das redes secundárias juntamente com os equipamentos de medição de energia elétrica, pelo nível de tensão de operação, estão mais suscetíveis a ações de fraudes ou desvios. Some-se a isso a quantidade de unidades consumidoras atendidas pelas concessionárias, o que dificulta o acompanhamento do consumo e o controle do furto de energia.

Além disso, o fim do monopólio estatal do setor de energia elétrica inseriu a competitividade neste setor, forçando as empresas distribuidoras de energia elétrica a buscar meios para aumentar seus lucros. Neste sentido, as concessionárias buscam reduzir as perdas técnicas e comerciais de forma a maximizar a energia disponível para comercialização.

Para identificar consumidores fraudadores é necessário que haja inspeções técnicas nas unidades consumidoras. Realizar essas inspeções, procurando por fraudes, sem ter uma diretriz de busca é um processo lento e oneroso.

1.1 Contextualização

O grupo de Sistemas de Computação Móvel propôs um projeto chamado SupRMT- Sistema Supervisor Acoplado ao Circuito Rebaixador de Média Tensão com Rede Wireless – para tentar reduzir as perdas com as fraudes na distribuição de energia da CEEE – Companhia Estadual de Energia Elétrica.

A organização funcional do sistema é composta por três módulos: Módulo de Aquisição de Dados (MAD), Módulos de Transmissão e Recepção de Dados (MTRD), e Módulo de Análise e Conciliação com o Banco de Dados de Consumidores (MACBD).

O módulo de aquisição de dados será responsável pela medição das energias ativa e reativa por fase, através de equipamentos de medição indireta, baseados na bobina de Rogowski¹ e modernos circuitos integradores de energia. Os dados de energia medidos e digitalizados pelo MAD serão disponibilizados ao MTRD por meio de um canal de comunicação serial.

O módulo de transmissão e recepção de dados será responsável por agrupar os dados relevantes e transmiti-los, via rede 802.11 (ethernet sem fio) até a central, onde os dados serão disponibilizados para análise. Os módulos de transmissão farão a comunicação entre si em modo ad-hoc, estabelecendo uma topologia de rede do tipo mesh².

No escopo desse projeto, este trabalho propõe implementar o Módulo de Análise e Conciliação com o Banco de Dados de consumidores. Esse módulo fará a análise dos dados de energia fornecida, adquiridos pelo Módulo de Aquisição de Dados na saída do transformador, e dos dados de energia faturada, contidos no banco de dados da companhia.

As regras implementadas nesse módulo auxiliarão na detecção de dois tipos de perda de energia:

- Perdas técnicas (sobrecarga e desequilíbrio de carga entre as fases)
- Perdas comerciais, estas perdas serão classificadas pela diferença entre a energia faturada (somatório das energias das unidades consumidoras) e a energia fornecida em cada circuito, medida pelo MAD.

1.2 Objetivos gerais e específicos

O objetivo geral deste trabalho é implementar o Módulo de Análise e Conciliação com o Banco de Dados de consumidores do projeto SupRMT - Sistema Supervisor Acoplado ao Circuito Rebaixador de Média Tensão com Rede Wireless.

Dessa forma, pode-se dividir o trabalho em três objetivos específicos:

¹ *Bobina de Rogowski* – Consiste em um núcleo toroidal, não magnético, que é colocado em torno do condutor. O campo magnético produzido pela corrente alternada induz uma tensão na bobina (HIGASHI, 2006).

² *Redes Mesh* – São redes em que se misturam as topologias wireless, ou seja, redes com topologia de infraestrutura que permitem unir-se a redes ad-hoc, que estejam no seu raio de cobertura. Mais informações sobre redes Mesh podem ser encontradas em WI-MESH ALLIANCE (2006) e MICROSOFT NETWORKING RESEARCH GROUP (2007).

- 1) Projetar regras de análise e conciliação considerando os dados coletados pelo SupRMT (energia fornecida) e o histórico de faturamento (energia faturada) das unidades consumidoras dos circuitos;
- 2) Implementar o sistema de processamento de regras que permita identificar os transformadores com perdas técnicas e comerciais significativas;
- 3) Analisar e publicar os resultados do estudo.

1.3 Motivação

O setor de energia elétrica brasileiro tem pela frente grandes desafios, tais como, a busca permanente do aumento da eficiência no atendimento, a melhora nos índices de perdas, a implementação de novos modelos tarifários e a justa remuneração dos investimentos realizados.

A fraude de energia elétrica é um dos tipos de perdas mais comuns no sistema elétrico brasileiro, juntamente com perdas técnicas.

Sendo assim, este trabalho tem um escopo delimitado à área de Gestão de Perdas Técnicas e Comerciais na distribuição de energia elétrica.

As perdas comerciais são classificadas basicamente como: erros de leitura e fraude. Essas são normalmente realizadas no momento da leitura da unidade consumidora e na ligação clandestina de unidades que recebem energia e não são relacionados como consumidor.

As perdas técnicas são decorrentes do desequilíbrio de carga entre as fases e da sobrecarga nos equipamentos. Essas perdas técnicas são difíceis de mensurar devido a suas características transitórias e à falta de equipamentos instalados nos rebaixadores de tensão.

Para combater esses problemas, as empresas devem lançar mão da tecnologia da informação, buscando em tempo real o controle total da energia demandada por seus clientes.

Dessa forma, propõe-se o desenvolvimento de um sistema de regras baseadas nos perfis de consumo, atividades e sazonalidade dos consumidores. Esse sistema recebe informações sobre a energia consumida em cada transformador (através do módulo MAD) e calcula a diferença entre essa e a faturada pelos clientes daquele transformador. O sistema

permite, então, o acompanhamento individual de cada transformador, de forma que se pode identificar e delimitar mais precisamente as áreas onde ocorrem mais perdas. Logo, os dados coletados pelo sistema serão referenciais para a Gestão de Perdas Técnicas e Comerciais.

Outro ganho diz respeito ao aspecto de Qualidade da Energia entregue, onde se tem a definição do perfil de cargas da rede, através do monitoramento do consumo, detecção de ligações clandestinas e de cargas propícias à indução de distorções harmônicas na rede, um aspecto a ser controlado segundo resolução da ANEEL.

Em virtude da necessidade de desembolso elevado e das crescentes exigências dos órgãos fiscalizadores, no que diz respeito à qualidade do produto ofertado, ao aprimoramento da relação comercial e à confiabilidade, pode-se evoluir o sistema de combate às perdas comerciais para um sistema de controle de qualidade e de continuidade do produto ofertado.

1.4 Organização dos Capítulos

O texto está dividido em capítulos, que descrevem, em detalhes, o estudo realizado e o trabalho desenvolvido no sentido de alcançar os objetivos delineados na seção 1.2. Sendo assim, será descrita, a seguir, a forma de organização dos capítulos.

O Capítulo 1 contém a introdução, na qual são apresentados a contextualização, os objetivos e a motivação do trabalho realizado, bem como uma visão geral do problema da fraude no setor elétrico brasileiro.

No Capítulo 2 é abordado o assunto de perdas no setor elétrico, particularmente na distribuição de energia elétrica. Nesse capítulo, encontram-se conceitos e definições sobre perdas técnicas e perdas comerciais. Também são apresentados alguns métodos de análise e estimativa de perdas técnicas. E o problema da fraude no setor elétrico é mais bem detalhado.

No Capítulo 3 são apresentados os principais avanços tecnológicos no combate à fraude na distribuição. Nesse capítulo, são mostrados alguns aspectos técnicos do desenvolvimento de lacres para facilitar a identificação de violações no medidor, de medidores que diminuem os pontos vulneráveis do sistema e de equipamentos para detecção e inibição de desvio de energia elétrica.

No Capítulo 4 é realizado um estudo de algumas metodologias desenvolvidas para detecção de fraude através do processamento computacional do banco de dados das

distribuidoras. Essas metodologias, apesar de serem (quase todas) desenvolvidas para bancos de consumidores atendidos em alta tensão, serviram de embasamento técnico para o desenvolvimento deste trabalho.

No capítulo 5, é feita a descrição da metodologia desenvolvida para detecção de fraude em unidades consumidoras atendidas em baixa tensão. Primeiramente apresenta-se o modo como são detectados os transformadores com problemas de perdas técnicas e/ou comerciais. Em seguida são relacionadas características essenciais para avaliação dos consumidores. E finalmente, são descritas as regras que fazem a detecção das fraudes.

O Capítulo 6 mostra como foi feita a implementação do sistema de detecção de fraudes. Esse capítulo descreve a modelagem dos dados de transformadores e consumidores, a geração de dados para simulação do sistema, a implementação das regras e a forma de apresentação dos resultados.

No Capítulo 7 são apresentados resultados obtidos na simulação do sistema. Nesse capítulo, também é descrita a metodologia utilizada para realizar as simulações, visando melhor avaliar a eficiência do sistema, visto que não foi possível executá-lo sobre um banco de dados real.

Encerrando este trabalho, o Capítulo 8 contém as conclusões da pesquisa desenvolvida e as propostas de trabalhos futuros. Apresenta-se, nesse capítulo, as contribuições deste trabalho e questões que não foram implementadas.

2 PERDAS NO SETOR ELÉTRICO

As perdas de energia elétrica nas concessionárias podem ser divididas em dois tipos: perdas técnicas e perdas comerciais. Segundo a ANEEL (2005), perdas técnicas de energia são as perdas inerentes às atividades do transporte da energia elétrica na rede, e estão ligadas às perdas que ocorrem no sistema por características físicas dos equipamentos, como as perdas por efeito joule nos condutores, as perdas no núcleo dos transformadores e as perdas por correntes de fuga no ar e nos isoladores. Já as perdas comerciais são as parcelas de energia consumida e não faturada pela concessionária de distribuição, devido a irregularidades no cadastro de consumidores, na medição e nas instalações de consumo, e estão diretamente ligadas ao furto de energia elétrica (fraude), à falta de manutenção dos medidores e à falta de atualização cadastral dos clientes.

2.1 Perdas técnicas

As perdas técnicas em sistemas elétricos, segundo Vieiralves (2005), são perfeitamente equacionáveis e, portanto, viáveis de serem administradas. Essas perdas podem ser definidas e determinadas por meio de simulações, medições e avaliações do sistema elétrico, levando em consideração fatores como a tecnologia utilizada, a qualidade dos serviços de manutenção e a ampliação do sistema elétrico em consonância com a evolução do mercado consumidor.

No entanto, Lazo (2005) avalia que uma grande dificuldade na aplicação de modelos matemáticos para estimar e simular essas perdas encontra-se no pouco conhecimento da carga e demanda dos consumidores, visto que o levantamento de carga e demanda é realizado no momento da ligação, e torna-se oneroso fazer constantes atualizações nesses dados para mantê-los condizentes com a realidade.

Para Calili (2005), existem duas técnicas principais para estimativas de perdas técnicas. Os modelos simplificados, onde o crescimento da perda é avaliado pelo crescimento dos ativos (extensão da rede, número de transformadores, etc.), sendo o CODI um dos modelos mais usados nessa técnica. E o modelo de fluxo de potência, que é adotado por empresas que possuem um sistema de gerenciamento de redes georreferenciado. Nesse

modelo, calcula-se a perda de potência no pico do sistema e converte-se esse valor em energia através do fator de perdas que é calculado em função do fator de carga da linha de distribuição.

Nesse sentido, Soares (2003) apresenta cinco modelos para análise e determinação das perdas técnicas de energia elétrica em sistemas de distribuição, utilizados de acordo com o caráter e quantidade das informações que estão disponíveis na concessionária.

O primeiro modelo, de mais alta precisão, possibilita os cálculos das perdas de energia para cada elemento da rede de distribuição com base no fluxo de carga medido e tempo real.

O segundo é proposto para o caso em que concessionária, por alguma razão, não possa medir regularmente a carga nos alimentadores e subestações. Nesse caso, Soares (2003) diz que é realizada a medição e os cálculos para um determinado dia, e essas perdas calculadas são usadas para determinação das perdas de energia de todo o período (um mês, por exemplo).

O terceiro modelo é utilizado por concessionárias que têm seu programa computacional direcionado somente para os valores de demanda máxima. Neste modelo, Soares (2003) afirma que as perdas de energia são calculadas com base no fluxo de carga correspondente à demanda máxima.

No quarto modelo, a definição das perdas técnicas é realizada com base no consumo de energia das unidades consumidoras. Para esse modelo, segundo Soares (2003), o cálculo das perdas de energia é feito com base no fluxo de demanda média.

No último modelo, Soares (2003) apresenta uma forma de cálculo das perdas técnicas com base na construção de características especiais da rede. Dessa forma, as perdas de energia são determinadas separadamente para trechos da rede e para transformadores de distribuição.

2.2 Perdas comerciais

Em relação às perdas comerciais, Vieiralves (2005) afirma que a administração dessas perdas depende das características socioeconômicas da região atendida e do comportamento dos usuários, que está diretamente relacionado com o desenvolvimento social, econômico e educacional da população.

Segundo Calili (2005), as perdas comerciais estão totalmente relacionadas aos clientes fraudulentos e inadimplentes, devendo considerar não só os clientes fraudulentos numa busca

por fraudes, mas também os consumidores inadimplentes. Para ele, existe uma relação entre perdas de energia e inadimplência. Pois um consumidor que tenha sua ligação elétrica regularizada em decorrência de furto, pode se tornar inadimplente, até que seu fornecimento seja cortado. Uma vez sem fornecimento, esse cliente pode voltar a furtar energia.

Segundo Patrício (2005), pode-se definir a fraude no setor elétrico como “subtração ilícita de energia sem o respectivo pagamento por parte de quem dela usufrui”. O furto de energia elétrica está tipificado no parágrafo 3º do artigo 155 do Código Penal (1940), que prevê pena de reclusão de um a quatro anos e multa.

De acordo com Calili (2005), o total de energia desviada no Brasil daria para abastecer o estado de Santa Catarina, e está gerando um prejuízo de mais de 20% para as empresas concessionárias, considerando as perdas técnicas. Calili (2005) ainda estima que, historicamente, as perdas comerciais na rede de distribuição de energia elétrica são responsáveis por uma perda em torno de 15% da energia comprada pelas distribuidoras.

Vidinich (2005) aponta uma noção mais exata da dimensão do problema da perda de energia elétrica no Brasil. Segundo ele, as perdas técnicas chegam a 22.383 GWh e as perdas não técnicas até 15.298 GWh. Ainda de acordo com Vidinich (2005), os custos das perdas não técnicas no Brasil (considerando a tarifa média de venda de 1 MWh igual a R\$ 231,35) chega a R\$3,54 Bilhões. E, além disso, ainda há um gasto de R\$2,32 Bilhões com ativos (tecnologia e desenvolvimento) e mais R\$1,5 Bilhões que poderiam ser arrecadados com impostos sobre essa energia não faturada.

Calili (2005) também avalia que os medidores de energia elétrica estão intrinsecamente ligados ao furto, pois eles fazem a ligação entre a concessionária e o consumidor de energia, sendo, muitas vezes, o ponto mais vulnerável para a fraude. Calili (2005) ainda cita algumas técnicas usadas para fraudar os medidores de energia elétrica, as quais são listadas abaixo.

1. Fazer a ligação direta à rede sem passar pelo medidor.
2. Interromper a conexão do neutro, ligando o circuito da residência num terra eficiente.
3. Inserir uma pequena agulha para parar a rotação do disco do medidor, através de um pequeno buraco na tampa, camuflado com o uso de tinta.

4. Fazer um buraco no vidro do medidor e inserir pasta de dente, uma folha de polímero ou celulose para obstruir a rotação do disco de medição.
5. Submeter o medidor a choques violentos, com o intuito de que um dente seja formado na superfície do disco, prejudicando sua rotação.
6. Manter o medidor em uma posição inclinada para que a velocidade de rotação do disco diminua, ou colocar o medidor na posição horizontal para que o disco pare de rotacionar.
7. Queimar o medidor para que um curto seja formado e que este não possa mais ser utilizado para medição.
8. Reverter as conexões entre o ramal de entrada e a carga através dos terminais, pois quando o ramal é trifásico, se as fases são invertidas o erro introduzido é de 100%.
9. Fazer ligação direta de uma fase ou neutro por trás do medidor, para que a medição seja parada.

No entanto, segundo Patrício (2005), o problema das perdas foi negligenciado no passado, uma vez que os prejuízos financeiros causados por essas perdas, ou eram repassados aos consumidores (através das tarifas), que acabavam assumindo o ônus da falta de eficiência do sistema elétrico, ou esse prejuízo era assumido pelo governo (nas empresas estatais), que acabava repassando a despesa para o contribuinte.

Com o advento das privatizações do setor elétrico, as tarifas de energia elétrica começaram a ser estabelecidas pelos contratos de concessão. E em 1997, surgiu a Agência Nacional de Energia Elétrica – ANNEEL, vinculada ao Ministério de Minas e Energia, com as atribuições de regular e fiscalizar a geração, transmissão, distribuição e comercialização da energia elétrica.

A partir de então, de acordo com Patrício (2005), a ANNEEL vem diminuindo os valores percentuais das perdas de energia repassáveis aos consumidores, obrigando as concessionárias a adotar medidas efetivas para controlar a fraude no setor elétrico, uma vez que as perdas passaram a influenciar no lucro das companhias de distribuição.

Porém, de acordo com a resolução 456 da ANEEL (2000), para constatar fraude em um consumidor de energia elétrica, faz-se necessária perícia técnica do órgão competente vinculado à segurança pública e/ou do órgão metrológico oficial, quando for necessária a aferição do medidor. Isso torna a detecção de fraude lenta e onerosa para a concessionária,

visto que para cada suspeita de fraude a companhia de distribuição terá que contratar o órgão competente para fazer a perícia técnica, arcando com a totalidade da despesa caso a fraude não seja constatada, e no caso da fraude ser comprovada, poderá cobrar como despesa administrativa no máximo 30% do valor líquido da fatura relativa à diferença entre o valor apurado e o faturado. Por isso, faz-se necessária uma forma de encontrar consumidores fraudadores com o máximo de eficiência possível, para que se possa reduzir as despesas com as inspeções técnicas.

Segundo Calili (2005), as distribuidoras de energia elétrica têm, em geral, uma variedade de ações no combate à fraude e à inadimplência. Entre essas ações, destacam-se o corte do fornecimento, cobranças judiciais e extrajudiciais, parcelamento da dívida, inspeções técnicas em busca de furto, medição da energia na saída dos fios do poste com destino à residência. Como citado anteriormente, essas inspeções técnicas e medições acabam por aumentar os gastos da concessionária. Dessa forma, torna-se bastante útil uma forma de direcionar as inspeções técnicas para que se obtenha o maior número de acertos possível.

No intuito de diminuir as perdas comerciais, mais precisamente as perdas de energia por fraude, as concessionárias têm investido em pesquisa e desenvolvimento de produtos que dificultem a adulteração de medidores e seus circuitos. A revista Pesquisa e Desenvolvimento (2006) da ANEEL apresenta os principais avanços tecnológicos nessa área, os quais serão discutidos no capítulo seguinte.

3 AVANÇOS TECNOLÓGICOS NO COMBATE À FRAUDE NO SETOR ELÉTRICO

Em uma abordagem mais simples, algumas empresas têm desenvolvido lacres com a função de tornar a violação do medidor de energia elétrica mais difícil ou, pelo menos, mais fácil de ser identificada. Numa outra abordagem, estão sendo desenvolvidos medidores mais robustos, numa tentativa de reduzir as fraudes. E numa terceira abordagem, estão sendo desenvolvidos equipamentos que são instalados junto ao medidor e/ou transformador e auxiliam na detecção e inibição do furto de energia.

3.1 Avanços na fabricação de lacres

A Light³ está desenvolvendo uma tecnologia para fabricação dos lacres que permite equipá-lo com sensor químico para detecção de fraudes. Uma eventual violação provoca uma reação química que altera a cor e o estado físico do lacre, permitindo sua fácil identificação por inspeção visual.

Partindo para algo mais sofisticado, a Ampla⁴ desenvolveu o lacre eletrônico, que é mais um avanço tecnológico motivado pelo alto índice de fraude por violação de medidores. Nesse tipo de lacre, a integridade do dispositivo é analisada em campo, através de uma central de controle, o que permite identificar com rapidez se ele foi rompido, sem necessidade de inspeção técnica. A gravação e leitura dos dados são feitas por radiofrequência. Um sistema computacional instalado em uma central de controle organiza e avalia a identificação dos lacres e compara com as informações disponíveis no sistema da concessionária, isso impede a troca de lacres sem autorização da empresa. O lacre tem um componente que o danifica quando violado, impedindo a leitura dos dados. Esse produto auxilia tanto na diminuição do número de inspeções como no combate ao furto de lacres. Pois, a partir da instalação do lacre, somente serão feitas inspeções onde algum problema for identificado, e para reduzir os furtos, esse lacre pode ser rastreado, além de estar registrado para um determinado cliente, impossibilitando a utilização em outro medidor.

³ Light Serviços de Eletricidade S.A. – RJ

⁴ Ampla Energia e Serviços S.A. – RJ

Essas tecnologias de fabricação de lacres reduzem as fraudes praticadas nos bornes de corrente, pois a violação do lacre para se ter acesso aos terminais será facilmente identificada. Porém ainda existem as fraudes que ocorrem no próprio medidor, através de furos, curto circuito, travamento do disco de medição, etc. Para combater esse tipo de fraude as concessionárias têm investido em novas tecnologias para medidores.

3.2 Avanços na fabricação de medidores

Uma das tecnologias recentemente empregada pela Light é um medidor eletrônico para faturamento que não utiliza bornes de corrente. Esse medidor, além de facilitar a instalação do equipamento, reduz os pontos vulneráveis no sistema de medição. O sistema é composto por um medidor eletrônico e três transformadores de corrente, montados dentro do mesmo invólucro. No modelo convencional, os transformadores de corrente, o medidor e os bornes de ligação eram montados em caixas separadas de fácil acesso, deixando o sistema suscetível a fraudes e erros na instalação.

Outra forma de reduzir o índice de fraudes nos medidores elétricos é instalá-lo no poste, ou na ligação do ramal no poste. Neste sentido, a Ampla desenvolveu um medidor blindado, resistente às adversidades climáticas como chuvas e ventos fortes. Esse medidor é instalado nos ramais aéreos próximo ao poste, e a leitura é feita através de radiofrequência num raio de vinte a trinta metros. No cliente é instalado um display para mostrar a quantidade de energia consumida.

No entanto, esses dois medidores não são totalmente eficientes contra os fraudadores. Mesmo no caso do medidor blindado que é instalado no ramal aéreo, é possível que o consumidor que queira fraudar a medição do consumo de energia faça uma ligação no poste, passando fora do medidor.

3.3 Equipamentos de combate à fraude

Para aumentar a capacidade de detecção de fraudes, foram desenvolvidos equipamentos que auxiliam no combate ao furto de energia. Esses equipamentos não atuam como medidores, mas como detectores de fraude, e se baseiam na medição da corrente nos condutores.

Um exemplo desse tipo de equipamento é um aparelho eletrônico para detecção de desvio de energia elétrica, desenvolvido pela Escelsa⁵, que tem seu funcionamento baseado na comparação de valores de corrente. Esse equipamento possui dois módulos: um transmissor instalado nos cabos que saem do poste; e um receptor que é colocado no medidor do cliente. A identificação do desvio é feita pela comparação dos valores de corrente medidos nos dois módulos. A comunicação é feita no padrão PCL (Power Line Communication), no qual se usa a própria rede como meio de transmissão de dados. Quando a diferença entre os valores medidos ultrapassa 10%, o módulo instalado no cliente registra a informação gravando data e hora da ocorrência. Os dados armazenados podem ser transferidos para um microcomputador através de um leitor ótico portátil.

A desvantagem desse equipamento é que deve ser instalado no medidor do consumidor, facilitando para que possa ser fraudado ou danificado. Apesar disso, seria um bom método de detecção de fraudes se pudesse ser instalado sem que o consumidor tivesse consciência de que está sendo monitorado.

Um outro ponto de vista no combate à fraude seria inibir o furto ao invés de detectá-lo. Nesse sentido a Ampla desenvolveu um equipamento que impede a ligação clandestina de consumidores. Esse equipamento é instalado junto ao transformador e age como um gerador de ruídos, que distorce a tensão e “polui” a energia a ser consumida. A tensão modificada impossibilita o consumo para quem furta. Junto aos medidores dos clientes é instalado um filtro que elimina a distorção e deixa a energia adequada para o uso. Sem o filtro, geladeiras e outros eletrodomésticos não funcionam, e a insistência no uso pode danificá-los.

Apesar de bastante eficiente no combate às ligações clandestinas, esse equipamento não impede completamente o furto de energia. Os fraudadores poderiam fazer o desvio da energia após o filtro e antes do medidor. Assim, torna-se necessário investir em outras tecnologias para combater o furto de energia elétrica. Nesse sentido, estão sendo desenvolvidas técnicas de detecção de fraude através do processamento computacional dos dados dos consumidores armazenados nos bancos de dados das concessionárias. Esses métodos serão discutidos no próximo capítulo.

⁵ Espírito Santo Centrais Elétricas S.A. – ES

4 DETECÇÃO DE FRAUDE ATRAVÉS DE PROCESSAMENTO COMPUTACIONAL

Nos últimos anos, as concessionárias de energia elétrica têm investido em pesquisa e desenvolvimento de métodos de detecção de fraude através do processamento computacional dos dados dos consumidores armazenados em seus bancos de dados.

Vieiralves (2005) apresenta uma metodologia para avaliar perdas comerciais nos sistemas elétricos. Essa metodologia, diferentemente das formas tradicionais de avaliação das perdas comerciais que usam métodos estatísticos para o cálculo da energia perdida, está baseada na medição da energia drenada em cada transformador. Através da instalação de um sistema de medição e controle da energia consumida por um transformador, a metodologia proposta pode avaliar e comparar a energia drenada com a energia faturada em cada unidade consumidora.

Além disso, o sistema proposto por Vieiralves (2005) também possibilita o acompanhamento em tempo real do balanceamento de fase e carregamento do transformador, entre outros fatores importantes. Para isso, foi proposto, além do sistema de medição no transformador, um sistema computacional que integra os dados obtidos do transformador com os dados do banco de dados comercial e técnico da concessionária. Esse sistema permite o monitoramento em tempo real das condições de funcionamento do transformador pelo setor de manutenção, e, para o setor de combate à fraude, gera relatórios sobre os clientes que estão ligados nos transformadores cuja diferença entre a energia drenada e a faturada supera 3%.

A grande vantagem desse sistema é que ele permite identificar os transformadores e alimentadores onde se tem maior quantidade de energia desviada, facilitando os planos de combate à fraude. Outras vantagens que o sistema traz são:

1. Acompanhamento do carregamento de cada fase que permite um melhor balanceamento de fase;
2. Informação em tempo real de desligamento de transformadores ou perda de fase;
3. Acompanhamento dos níveis de tensão no secundário;
4. Redução da queima de transformadores por sobrecarga.

As principais desvantagens são: o elevado custo de implantação, comparando-se com as soluções convencionais; e a necessidade de pessoal especializado na condução dos processos de implantação.

Num outro enfoque do problema de detecção de perdas comerciais, Lazo (2005) apresenta uma metodologia capaz de identificar divergências na classificação de consumidores, utilizando técnicas de mineração de dados a partir de curvas de consumo, fatores de demanda e da carga das unidades consumidoras. Essa metodologia é baseada em duas etapas:

1. Categorização, para agrupar unidades consumidoras com padrões de consumo similares;
2. Classificação, para descobrir mudanças no perfil de comportamento dos clientes, configurando a irregularidade na medição da energia elétrica.

Para o agrupamento de registros Lazo (2005) utilizou uma metodologia baseada no algoritmo Fuzzy C-Means⁶ (FCM), em função das características elétricas de demanda e consumo das unidades consumidoras nos meses de janeiro a dezembro, considerando seu comportamento sazonal. Dessa forma, inicialmente é feita a clusterização da base de dados históricos de faturamento dos produtos contratados por consumidores de energia elétrica utilizando o método FCM.

Após a realização da clusterização, têm-se os grupos de unidades consumidoras para cada mês e lote de faturamento para o ano anterior ao ano de referência. A partir desses grupos, Lazo (2005) faz a classificação dos clientes no ano de referência (ano em que se deseja verificar a possibilidade da existência de irregularidades), selecionando somente os consumidores definidos no ano anterior, os outros são considerados clientes novos. Após os dois grupos estarem formados, calcula-se a matriz de distâncias das unidades consumidoras para cada grupo. Essa matriz serve de entrada para um modelo matemático que calcula a variação de cada unidade consumidora em relação ao seu grupo. Os consumidores que possuem maior valor da variação são os que apresentam maior mudança no seu perfil de consumo e demanda. No final do processo, as unidades consumidoras são ordenadas pelo valor da variação de forma decrescente, ficando no topo os consumidores com maior variação de perfil.

⁶ Fuzzy C-Means é um algoritmo de clusterização de dados originalmente introduzido por Bezdek em 1981, sendo empregado para classificar um universo de amostras em categorias fuzzy de acordo com a sua disposição no Espaço Euclidiano (LAZO, 2005).

Numa abordagem semelhante, Patrício (2005) apresenta uma metodologia que define perfis de comportamento diários de unidades consumidoras de energia elétrica ligadas em alta tensão com a finalidade de detectar fraudes e erros de medição. Para isso, foi desenvolvido um sistema baseado em regras que utiliza dados estáticos dos consumidores (dados de contrato, etc.) e dados dinâmicos, registrados nos medidores em tempo real.

O sistema proposto do Patrício (2005) foi desenvolvido seguindo os princípios gerais da descoberta do conhecimento em banco de dados, utilizando na mineração das informações a teoria de Rough Sets para seleção dos atributos relevantes e geração de regras.

O sistema classifica as unidades consumidoras em normais e anormais, sendo as últimas selecionadas para inspeção técnica. E, segundo Patrício (2005), o desenvolvimento desse sistema foi realizado em seis etapas:

1. Consolidação dos dados, onde foram selecionados os atributos relevantes e efetuaram-se a subdivisão e limpeza dos dados;
2. Seleção e pré-processamento dos dados, através da geração de novos atributos e discretização das informações;
3. Organização dos dados;
4. Processo de mineração dos dados utilizando a técnica de Rough Sets para a redução de atributos, geração de regras, definição de consistência e seleção de regras válidas;
5. Interpretação e avaliação dos dados obtidos através da mineração;
6. Extração do conhecimento do sistema de informação.

Para Patrício (2005), os resultados obtidos foram satisfatórios. Porém, a maior dificuldade na implantação do sistema está no ajuste de alguns parâmetros de classificação. Quanto maior a precisão requerida, menos consumidores serão classificados erroneamente como anormais, evitando inspeções desnecessárias. Porém muitos consumidores com desvios de energia menos significantes serão classificados como normais. Tentando-se diminuir a precisão, para pegar um maior número de fraudes, também aumentará o número de inspeções técnicas realizadas em clientes normais que foram classificados como anormais.

As metodologias apresentadas acima foram aplicadas para clientes alimentados em alta e média tensão, tendo, portanto, um reduzido número de consumidores se comparado com a baixa tensão.

Calili (2005) apresenta uma metodologia para detecção de fraudes em baixa tensão. Diferentemente da maioria das pesquisas realizadas nesse sentido, essa metodologia se baseou numa Pesquisa de Posses e Hábitos de Consumo (PPH) na área de atuação da concessionária. Essa pesquisa considerou, além das posses e hábitos dos consumidores, questões socioeconômicas, como renda familiar, peso da conta de luz no orçamento e localização da residência.

A metodologia desenvolvida por Calili (2005) utilizou os dados obtidos pela PPH e dados fornecidos pela concessionária, com o objetivo de classificar os consumidores em adimplentes, inadimplentes e fraudulentos. Para isso, inicialmente foi feita a clusterização do banco de dados disponibilizado pela distribuidora de energia elétrica utilizando-se um mapa auto-organizável de Kohonen⁷. Tomando os grupos gerados pelo mapa de Kohonen, identificaram-se quais tiveram PPH's realizadas e somente os clusters que continham número suficiente de clientes pesquisados foram considerados para a etapa seguinte.

Após a seleção dos grupos válidos, a classificação de cada grupo quanto à incidência de consumidores adimplentes, inadimplentes e fraudulentos foi feita através de um processo de análise fuzzy⁸. Segundo Calili (2005), essa etapa foi realizada a partir das repostas da pesquisa de posses e hábitos. Para seleção das variáveis relevantes da pesquisa foram aplicados modelos estatísticos nas respostas dos consumidores, gerando curvas e gráficos que foram utilizados para seleção das informações mais importantes para a análise fuzzy.

De acordo com Calili (2005), a metodologia apresentou bons resultados na identificação de grupos de consumidores com alto índice de fraudes, porém não foi satisfatório para os grupos de consumidores inadimplentes devido à baixa quantidade de repostas obtidas com a pesquisa de posses e hábitos. Dessa forma, a principal desvantagem dessa metodologia está na dificuldade de ser fazer a PPH para todos os consumidores atendidos pela distribuidora de energia elétrica. Outra desvantagem é que a classificação é feita por grupo (cluster) e dentro desse cluster é necessário identificar quais os consumidores que são realmente fraudulentos.

⁷ Mapa auto-organizável de Kohonen – A rede neural Self Organizing Map possui a capacidade de se auto-organizar, preservando topologicamente a estrutura dos padrões apresentados (Calili, 2005).

⁸ A lógica fuzzy fornece um ferramental matemático para o tratamento de informações de caráter impreciso ou vago (Calili, 2005).

5 DESENVOLVIMENTO DA METODOLOGIA

No capítulo anterior, procurou-se mostrar algumas técnicas usadas para tentar reduzir a fraude nos medidores de energia elétrica, bem como alguns métodos de cálculo das perdas comerciais e de identificação dos fraudadores, onde se pôde observar a fragilidade de algumas metodologias, em face da elevada dependência de outras variáveis, que deveriam ser aferidas periodicamente, fato que não se registra nas distribuidoras de energia elétrica. Além disso, puderam-se observar algumas metodologias mais robustas desenvolvidas para consumidores ligados em alta e média tensão, porém que seriam inviáveis economicamente para serem implantados em unidades consumidoras de baixa tensão, devido ao elevado número de consumidores.

O grande problema da identificação e localização dos agentes promotores das perdas comerciais está no nível de tecnologia associado ao processo. Como já visto no capítulo anterior, os valores das perdas comerciais em sistemas de distribuição de energia elétrica podem alcançar cifras elevadas e levar a organização a um verdadeiro estado de insolvência, caso não haja um combate sistematizado e eficaz.

Visando combater a ação da fraude ou desvios, faz-se necessária a implantação de um sistema de controle em tempo real do processo de venda de energia, a fim de minimizar as ações contrárias aos interesses das empresas.

No escopo do projeto SupRMT- Sistema Supervisor Acoplado ao Circuito Rebaixador de Média Tensão com Rede Wireless, este trabalho fará a implementação de um sistema baseado em regras que auxiliará na identificação dos consumidores com discrepância entre a medição e o consumo real de energia elétrica, seja devido a erro de medição, fraude ou desvio de energia.

Devido ao elevado número de unidades consumidoras alimentadas em baixa tensão, o processo de identificação será realizado em duas etapas:

1. identificação dos transformadores com uma diferença considerável entre a energia fornecida e a energia faturada;

2. identificação dos consumidores com maior possibilidade de erro de medição, fraude ou desvio, dentre os atendidos por cada transformador selecionado na primeira etapa.

A seleção dos transformadores com problemas de faturamento será feita com base no valor da perda comercial, utilizando-se a seguinte equação para o seu cálculo:

$$\mathbf{P.Comercial}_{\text{trafo}_i} = \mathbf{Ed}_{\text{trafo}_i} - (\sum (\mathbf{Ef}) + \mathbf{Ep}) \quad [5.1]$$

Onde:

$\mathbf{Ed}_{\text{trafo}_i}$ = energia demandada, em MWh, no transformador i e medida pelo Módulo de Aquisição de Dados (MAD);

\mathbf{Ef} = energia faturada, em MWh, pelo sistema comercial, referente às unidades consumidoras ligadas ao transformador i;

\mathbf{Ep} = energia de perdas técnicas, em MWh, definida pela seguinte equação:

$$\mathbf{Ep} = \mathbf{Ep}_{\text{rede_secundária}} + \sum \mathbf{Ep}_{\text{ramais}} + \sum \mathbf{Ep}_{\text{medidores}} \quad [5.2]$$

Onde:

$\mathbf{Ep}_{\text{rede_secundária}}$ = energia de perdas técnicas na rede, em MWh;

$\mathbf{Ep}_{\text{ramais}}$ = energia de perdas técnicas, em MWh, dos ramais das unidades consumidoras ligadas ao transformador i;

$\mathbf{Ep}_{\text{medidores}}$ = energia de perdas técnicas, em MWh, dos medidores das unidades consumidoras ligadas ao transformador i;

Convém observar que as perdas técnicas podem ser obtidas com base em algum dos modelos apresentados no capítulo anterior, ou através de uma estimativa da concessionária, com base nas características da rede, dos ramais e do medidor. Essa estimativa reduziria o processamento computacional necessário para o processamento dos modelos citados anteriormente. E o erro introduzido poderia ser suprido com a regulagem dos parâmetros de seleção do sistema.

Na segunda etapa, onde serão selecionados consumidores com provável erro no faturamento, serão avaliadas características como perfil histórico, sazonalidade, se o consumidor já foi inadimplente, se a leitura do mês atual foi feita por média (devido a algum

impedimento de acesso ao medidor), se a leitura está próxima de zero e se o consumidor é novo, não havendo dados suficientes para a análise de seu perfil de consumo.

Com base nessas características foram criadas regras que serão aplicadas sobre os dados dos consumidores atendidos por cada transformador selecionado na primeira etapa, classificando-os para o mês de referência (mês em que se deseja avaliar a possibilidade de fraude).

A primeira característica avaliada pelas regras é o perfil histórico de consumo. Para isso, o valor do consumo do mês de referência é comparado com a média de consumo do consumidor que está sendo analisado. Objetivando ter-se maior precisão na avaliação do perfil histórico, foram criadas três regras que avaliam a média de consumo em períodos diferentes, analisando se o consumo do mês de referência está próximo da média. Assim, as regras que avaliam o perfil histórico de consumo são:

1. Consumo é comparado com a média dos últimos 3 meses
2. Consumo é comparado com a média dos últimos 6 meses
3. Consumo é comparado com a média dos últimos 12 meses

Essas regras são processadas de acordo com um parâmetro de referência que indica qual a variação máxima esperada entre a média e o consumo. Quando o parâmetro é excedido, o consumidor é classificado como anormal.

A avaliação em três períodos distintos aumenta a abrangência da classificação, pegando tanto consumidores que recentemente começaram a fraudar a medição, como consumidores que já vêm fraudando por mais tempo. A análise de períodos maiores que um ano, torna-se pouco proveitosa, pois além da carga instalada sofrer uma variação considerável no período de um ano, a média torna-se pouco precisa, pelo fato de abranger muitos valores em diferentes períodos do ano (sazonalidade). Além disso, se necessário, períodos anteriores podem ser analisados com mais precisão alterando-se o mês de referência para um determinado mês dentro do período desejado.

Apesar de essas regras classificarem corretamente a maioria dos consumidores fraudulentos, elas apresentam o problema de também classificar alguns consumidores normais como anormais, pois irão interpretar, por exemplo, um período de férias (onde o consumo diminui) como uma variação anormal no consumo.

Para corrigir esse problema, foi criada uma nova regra que analisa a característica sazonal do consumidor. Essa regra foi integrada ao sistema não como uma nova regra, mas como um complemento às regras anteriores. Dessa forma, quando uma das regras anteriores aponta um consumo anormal, a regra da sazonalidade é aplicada para fazer a classificação do consumidor.

Basicamente, essa regra avalia o consumo e a média do mesmo período de sazonalidade no ano anterior ao de referência. E se for constatado que também houve uma diminuição proporcional no consumo daquele período, o consumidor é considerado normal, pois a variação é característica sazonal do consumidor. Caso contrário, o consumidor é classificado como anormal, pois fica comprovada a anormalidade no consumo.

Ainda foi criada uma regra que avalia somente o consumo do mês de referência para identificar anormalidades em consumidores que estão fraudando a medição há mais de um ano. Devido à dificuldade apresentada anteriormente em obter-se uma boa média de períodos maiores que um ano, essa regra somente avalia se o consumo está próximo de zero.

Isoladamente, essa regra não seria de grande utilidade para classificação, pois encontraria anormalidade em todos os consumos próximos de zero, inclusive devido ao comportamento sazonal, contrariando as regras anteriores. Porém, aplicando-se a regra após as regras que avaliam o histórico de consumo, ela detectaria somente consumidores que estão tendo a medição próxima de zero há mais de um ano. Pois, os consumidores que tivessem o consumo próximo de zero somente no mês de referência ou em alguns meses anteriores seriam detectados pelas regras que avaliam o perfil histórico, e a regra da sazonalidade seria aplicada para classificar o consumidor.

Portanto, para o consumidor ter sido considerado normal pelas regras que avaliam o perfil histórico, obrigatoriamente ele tem o consumo próximo da média nos três períodos considerados. E, assim, pode ser um consumidor normal ou um consumidor que está fraudando a medição há mais de um ano, sendo detectado pela regra que avalia o baixo consumo.

Essas regras detectam a maioria das fraudes na medição da energia elétrica consumida. Porém, se não houver nenhum consumidor classificado como anormal em um transformador selecionado na primeira etapa, foi criada uma outra regra que gera um aviso de possibilidade de ligação clandestina, ou seja, de alguma ligação irregular que não foi autorizada pela distribuidora. Além disso, os consumidores classificados como normais que estão ou já

estiveram inadimplentes são assinalados, indicando maior probabilidade de irregularidade na medição.

No caso de um consumidor novo (recentemente ligado pela distribuidora), não haverá dados suficientes para a aplicação das regras, pois não haverá registros de consumos anteriores, impossibilitando a avaliação do perfil histórico de consumo e do comportamento sazonal do consumidor. Neste caso, o consumidor não será classificado, mas será assinalado como consumidor novo.

Dessa forma, os consumidores atendidos por transformadores selecionados por problemas no faturamento serão classificados como normais ou anormais, de acordo com as regras apresentadas acima, direcionando, assim, as inspeções técnicas.

6 IMPLEMENTAÇÃO

A implementação do módulo de análise e conciliação com o banco de dados de consumidores foi feita em Java para tornar o sistema independente de plataforma. Porém, mesmo utilizando Java, o sistema ainda seria dependente do banco de dados no qual encontram-se os dados dos consumidores. Para resolver esse problema, foi utilizada uma ferramenta de mapeamento objeto/relacional para Java, o Hibernate, que cria uma interface entre a aplicação Java e o banco de dados, tornando o acesso aos dados transparente para a aplicação.

Com o uso do Hibernate, a aplicação pôde ser desenvolvida sem a preocupação de saber qual será o banco de dados que conterá os dados dos consumidores, pois as classes que representam os dados contidos no banco de dados da distribuidora podem ser facilmente mapeadas para a maioria dos bancos, através de arquivos de configuração e mapeamento do Hibernate. Essa ferramenta é apresentada no APÊNDICE A.

6.1 Modelagem dos dados dos consumidores

A modelagem dos dados dos consumidores foi feita através de uma análise de quais informações seriam importantes para a classificação, tendo em vista que não seria preciso trabalhar com todos os dados disponíveis no banco de dados da distribuidora.

Dessa forma, foram criadas classes persistentes Java, representando as entidades que seriam utilizadas, e que posteriormente seriam mapeadas no banco de dados através do Hibernate. Essas classes são: Consumo, ConsumoTrafo, Consumidor e Transformador, e serão mais bem detalhadas nas próximas seções.

6.1.1 Classe persistente Consumo

A classe Consumo representa uma entidade que contém os dados referentes ao registro de um consumo mensal da entidade consumidor. O arquivo Consumo.hbm.xml faz o mapeamento dessa classe para o banco de dados que será usado. Nesse arquivo foi definido que o atributo 'id' será gerado sequencialmente para cada inserção na tabela. O mapeamento dessa entidade é mostrado no Quadro 6.1.

```

<hibernate-mapping>
  <class name="dados.Consumo" table="CONSUMOS">
    <id name="id" column="CONSUMO_ID">
      <generator class="native"/>
    </id>
    <property name="date" type="timestamp" column="CONSUMO_DATE"/>
    <property name="valor" type="integer" column="CONSUMO_VALOR"/>
    <property name="leituraPorMedia" type="boolean"
column="CONSUMO_POR_MEDIA"/>
  </class>
</hibernate-mapping>

```

Quadro 6.1 - Mapeamento da classe Consumo

6.1.2 Classe persistente ConsumoTrafo

A classe ConsumoTrafo representa a entidade que contém os dados referentes ao registro de um mês de aquisição de dados pelo módulo MAD. Essa classe é bastante semelhante à classe Consumo, mas foi mantida separada devido a possíveis expansões e diferentes mapeamentos dependendo do banco de dados. O arquivo ConsumoTrafo.hbm.xml faz o mapeamento dessa classe para o banco de dados que será utilizado. Assim como na classe apresentada anteriormente, o atributo 'id' é gerado sequencialmente para cada inserção na tabela. O mapeamento dessa entidade é mostrado no Quadro 6.2.

```

<hibernate-mapping>
  <class name="dados.ConsumoTrafo" table="CONSUMOTRAFOS">
    <id name="id" column="CONSUMOTRAFO_ID">
      <generator class="native"/>
    </id>
    <property name="date" type="timestamp"
column="CONSUMOTRAFO_DATE"/>
    <property name="valor" column="CONSUMOTRAFO_VALOR"/>
  </class>
</hibernate-mapping>

```

Quadro 6.2 - Mapeamento da classe ConsumoTrafo

6.1.3 Classe persistente Consumidor

A classe Consumidor representa a entidade que contém os dados referentes ao registro de um consumidor. Essa classe, além dos atributos que são mapeados para o banco de dados, possui um atributo do tipo "Comparator" que serve para auxiliar na ordenação dos consumos no momento da apresentação tabular dos dados.

O identificador dessa classe deve ser definido pela aplicação. Isso foi feito para que pudessem ser inseridos consumidores fraudulentos numa faixa de identificadores diferente, apenas para facilitar a avaliação dos resultados.

Uma particularidade dessa classe é que ela possui um atributo do tipo Set (conjunto) que serve para armazenar vários consumos. Esse atributo é mapeado no banco sob a forma de um relacionamento 1 : N, ou seja, na tabela de consumos é adicionada uma chave estrangeira referenciando o consumidor ao qual pertence o consumo. Esse relacionamento pode ser alterado segundo as configurações do banco de dados existente, bastando alterar o arquivo Consumidor.hbm.xml. O mapeamento dessa classe é apresentado no Quadro 6.3.

```

<hibernate-mapping>
  <class name="dados.Consumidor" table="CONSUMIDORES">
    <id name="codigo" column="CONSUMIDOR_COD">
      <generator class="assigned"/>
    </id>
    <property name="nome" column="CONSUMIDOR_NOME"/>
    <property name="endereco" column="CONSUMIDOR_ENDERECO"/>
    <property name="observacoes" column="CONSUMIDOR_OBSERVACOES"/>
    <property name="dataLigacao" type="timestamp"
column="CONSUMIDOR_DATA_LIGACAO"/>
    <property name="numFases" type="integer"
column="CONSUMIDOR_NUM_FASES"/>
    <property name="estaInadimplente" type="boolean"
column="CONSUMIDOR_ESTA_INADIMPLENTE"/>
    <property name="foiInadimplente" type="boolean"
column="CONSUMIDOR_FOI_INADIMPLENTE"/>
    <set name="consumos" table="CONSUMOS">
      <key column="CONSUMIDOR_COD"/>
      <one-to-many class="dados.Consumo"/>
    </set>
  </class>
</hibernate-mapping>

```

Quadro 6.3 - Mapeamento da classe Consumidor

6.1.4 Classe persistente Transformador

A classe Transformador representa a entidade que contém os dados referente ao registro de um transformador. Além dos atributos mapeados no banco de dados, essa classe contém dois atributos do tipo “Comparator” que auxiliam na ordenação dos consumos e dos consumidores no momento da apresentação tabular dos dados. O identificador dessa classe também é gerado sequencialmente para cada inserção na tabela.

Assim como na classe Consumidor, essa classe também possui atributos do tipo Set, sendo um conjunto para os consumidores ligados a ele e outro para seus consumos, adquiridos pelo MAD.

Esses atributos são mapeados sob a forma de relacionamentos 1 : N entre as tabelas envolvidas. Na tabela de consumidores é criada uma chave estrangeira que referencia o transformador ao qual é ligado. E na tabela de consumos dos transformadores é criada uma chave estrangeira referenciando o transformador ao qual pertence.

Esses relacionamentos também poderiam ter sido criados na forma N : N para evitar a modificação das tabelas existentes caso o banco de dados utilizasse outro tipo de estrutura para relacionar os dados. Ou o relacionamento poderia ser mapeado conforme a estrutura existente no banco, bastando, para isso, alterar o arquivo Transformador.hbm.xml. O mapeamento dessa classe é mostrado no Quadro 6.4.

```

<hibernate-mapping>
  <class name="dados.Transformador" table="TRANSFORMADORES">
    <id name="codigo" column="TRANSFORMADOR_COD">
      <generator class="native"/>
    </id>
    <property name="local" column="TRANSFORMADOR_LOCAL"/>
    <property name="informacoes" column="TRANSFORMADOR_INFO"/>
    <property name="perdaRede" column="TRANSFORMADOR_PERDA_REDE"/>
    <property name="perdaRamal" column="TRANSFORMADOR_PERDA_RAMAL"/>
    <property name="perdaMedidor"
column="TRANSFORMADOR_PERDA_MEDIDOR"/>
    <set name="consumoTrafo" table="CONSUMOSTRAFOS">
      <key column="TRANSFORMADOR_COD"/>
      <one-to-many class="dados.ConsumoTrafo"/>
    </set>
    <set name="consumidores" table="CONSUMIDORES">
      <key column="TRANSFORMADOR_COD"/>
      <one-to-many class="dados.Consumidor"/>
    </set>
  </class>
</hibernate-mapping>

```

Quadro 6.4 - Mapeamento da classe Transformador

6.2 Apresentação tabular dos dados

Como o desenvolvimento dessas classes, que representam as entidades envolvidas no sistema de classificação, é fundamental para o prosseguimento da implementação do MACBD, foi necessário criar outras classes que serviriam para testar e simular o funcionamento dessa parte do sistema.

Para isso, foram criadas duas classes Servlet para exibir os dados de forma tabular, bem como para simular inserções, alterações e exclusões no banco de dados através dessas classes persistentes Java.

Para simular essas operações, o Hibernate foi configurado para interagir com o *driver* JDBC do HSQL Database Engine⁹. Esse banco tem as vantagens de ser muito simples de usar, e de ser possível visualizar os dados na forma como são representados nele (pois ele armazena os dados numa forma de log), o que é bastante útil para fazer simulações de um sistema em fase de teste, e visualizar os efeitos das configurações utilizadas.

A decisão de usar Servlet foi tomada em função da simplicidade e de se perder menos tempo do que na construção de interfaces gráficas para simulação das operações.

As ilustrações abaixo mostram os formulários usados para simular a inserção de entidades no banco de dados e visualizar o resultado. Assim como os formulários de inserção, foram criados outros para atualização, bem como botões para selecionar e excluir entidades.

Ilustração 6.1 - Formulário Consumo

Ilustração 6.3 - Formulário ConsumoTrafo

Ilustração 6.2 - Formulário Consumidor

Através dessas classes Servlet, foram realizadas simulações e testes sobre o banco de dados, que auxiliaram na correção de falhas e na configuração dos arquivos do Hibernate.

⁹ HSQLDB é um mecanismo de banco de dados totalmente escrito em Java (HSQLDB, 2006).

6.3 Geração de dados para simulação das regras

Após a validação das classes persistentes Java, descrita na seção anterior, foi criada uma outra classe para geração dos dados que simulam um banco de dados de consumidores.

Essa classe foi implementada de forma que os dados gerados sejam aleatorizados, porém seguindo um padrão considerado normal para consumidores sem irregularidades na medição.

Para isso, a classe insere, no banco de dados, dez transformadores com o valor de potência nominal variando, aleatoriamente, de 30 a 120 kVA. Esse valor de potência serve como parâmetro para o número de consumidores que serão inseridos para cada transformador. Os percentuais de perdas técnicas também são aleatorizados para cada transformador, dentro de uma faixa de variação aceitável.

Os consumidores são gerados com a data de ligação e a incidência de inadimplência também obtidas de forma aleatória, porém a incidência de inadimplência tem somente 10% de probabilidade de ser verificada.

Os consumos para cada consumidor são gerados a partir da data de ligação até dezembro de 2006. E seus valores são aleatorizados, porém mantendo uma média constante, para que as regras possam ser aplicadas. A incidência ou não de leitura por média é inserida com 20% de probabilidade de ser verificada.

O consumo do transformador, que deveria ser obtido através do MAD, é simulado através do somatório dos valores de consumo (gerados para os consumidores ligados a ele), acrescido da estimativa das perdas técnicas na rede, ramais e medidor.

6.4 Inserção de consumidores com fraude

A inserção dos consumidores com irregularidades na medição é feita separadamente dos consumidores normais. Ao contrário dos consumidores normais, esses consumidores não são gerados aleatoriamente, mas sim criados individualmente para se enquadrarem nas regras implementadas, e assim, testar várias possibilidades de irregularidades na medição.

Para isso, foram criados dez consumidores com irregularidades diferentes, cada um em um arquivo texto contendo os dados mais importantes para a análise.

Esses arquivos são distribuídos em pastas específicas para cada transformador, e a classe implementada para a inserção desses consumidores lê essas pastas, inserindo o consumidor no transformador correspondente. Dessa forma, com poucos consumidores irregulares, podem ser testadas muitas combinações diferentes das irregularidades, apenas mudando o consumidor de pasta.

Esses consumidores foram criados com o objetivo de testar todas as regras implementadas. Além disso, dependendo do mês de referência, eles podem ser pegos por uma ou outra regra. Somando-se a isso, ainda existe um consumidor que está com medição normal (sem irregularidades), mas que possui uma diminuição considerável no consumo de um determinado mês (simulando férias), para testar as regras que avaliam o comportamento sazonal do consumidor.

6.5 Implementação das regras de classificação

As regras de classificação foram implementadas em duas classes separadas. Uma classe seleciona os transformadores com perdas comerciais consideráveis e a outra classifica os consumidores dos transformadores selecionados de acordo com as regras apresentadas no capítulo anterior. A classificação é feita para um mês de referência determinado pelo usuário. Cada classe tem um atributo “Comparator” que auxilia na ordenação dos consumidores e transformadores para que, na apresentação dos resultados, seja mais fácil a identificação dos consumidores com irregularidades.

6.5.1 Seleção dos transformadores

A seleção dos transformadores foi implementada conforme as equações 5.1 e 5.2, que calculam, respectivamente, as perdas comerciais e as perdas técnicas em cada transformador.

O cálculo das perdas técnicas foi feito por estimativa, com base no valor de consumo real (que seria medido pelo MAD) e em percentuais de perdas em cada segmento da distribuição (rede secundária, ramal e medidor). O uso dessa metodologia parte do princípio que a estimativa de perdas técnicas feita pela distribuidora está condizente com a realidade. Para uma maior precisão no cálculo dessas perdas pode ser usado um dos métodos apresentados no capítulo 2. De qualquer forma, se a estimativa de perdas técnicas estiver consideravelmente abaixo da quantidade real de energia perdida, será detectada anormalidade

no transformador mesmo sem ter um consumidor fraudulento. Isso indicará que pode haver ligação clandestina ou erro na estimativa das perdas técnicas.

O cálculo das perdas comerciais é feito pela aplicação direta da equação 5.1, ou seja, é o valor de consumo do transformador (que seria medido pelo MAD) diminuído do valor das perdas técnicas e do somatório dos consumos faturados nos medidores dos consumidores ligados ao transformador. O valor das perdas comerciais é comparado com um parâmetro de perda (que indica o valor máximo de perda comercial aceitável), e se o valor da perda exceder o parâmetro, o transformador é selecionado e inserido numa lista de transformadores com problemas, que será passada para a classe que classifica os consumidores.

O valor do parâmetro pode ser ajustado de acordo com a prioridade de seleção dos transformadores, para selecionar somente os mais urgentes (com maior perda) ou todos com o mínimo de perda. E nele também pode ser ajustada uma tolerância para um possível erro na estimativa das perdas técnicas, se necessário.

Ao final do processamento de todos os transformadores, a classe armazena uma lista contendo os transformadores selecionados e o valor da perda comercial em cada um.

6.5.2 Classificação dos consumidores

A classificação dos consumidores foi implementada seguindo as regras definidas no capítulo anterior, aplicando-as sequencialmente sobre os dados até que uma classificação seja definida.

Primeiramente, é feito o cálculo das médias de consumo para os três períodos considerados. Em seguida, é calculada a diferença entre as médias e o consumo do mês de referência. E ainda são calculadas as médias e as diferenças entre elas e o consumo para o mesmo período de sazonalidade do ano anterior.

A partir desses dados, os valores calculados são comparados com um parâmetro percentual de diferença máxima entre o consumo e a média. Essa comparação dá suporte à decisão de qual das regras deve ser aplicada para a classificação, já considerando o comportamento sazonal do consumidor. A estrutura básica de classificação dos consumidores é mostrada no Quadro 6.5. A implementação dessa estrutura atualiza outros valores além da classificação, os quais auxiliam na identificação da irregularidade detectada.

```

if(difMedia3.isNaN()) {
    consumidorClassificado.setClassificacao (Classifica.INDEF);
} else if (difMedia3 > media3 * maxDif) {
    if(abs(difMedSazo3 - difMedia3) <= max(difMedSazo3,difMedia3) * tol){
        consumidorClassificado.setClassificacao (Classifica.NORMAL);
    } else {
        consumidorClassificado.setClassificacao (Classifica.ANORMAL);
    }
} else if (difMedia6.isNaN()) {
    consumidorClassificado.setClassificacao (Classifica.INDEF);
} else if (difMedia6 > media6 * maxDif) {
    if(abs(difMedSazo6 - difMedia6) <= max(difMedSazo6,difMedia6) * tol){
        consumidorClassificado.setClassificacao (Classifica.NORMAL);
    } else {
        consumidorClassificado.setClassificacao (Classifica.ANORMAL);
    }
} else if (difMedia12.isNaN()) {
    consumidorClassificado.setClassificacao (Classifica.INDEF);
} else if (difMedia12 > media12 * maxDif) {
    if(abs(difMedSazo12-difMedia12) <= max(difMedSazo12,difMedia12)*tol){
        consumidorClassificado.setClassificacao (Classifica.NORMAL);
    } else {
        consumidorClassificado.setClassificacao (Classifica.ANORMAL);
    }
} else if (valorConsumo < minConsumo) {
    consumidorClassificado.setClassificacao (Classifica.ANORMAL);
} else {
    consumidorClassificado.setClassificacao (Classifica.NORMAL);
}

```

Quadro 6.5 - Estrutura de classificação dos consumidores

Quando o consumidor não possui informações suficientes para que a classificação seja realizada, ele é classificado como “Indefinido”. Isso ocorre quando o consumidor é novo e não se tem valores de consumo suficientes para o cálculo das médias.

Quando a diferença entre uma média e o valor do consumo (no mês de referência) supera o parâmetro percentual de diferença máxima aceitável, é analisada a característica sazonal do consumidor, através de um parâmetro percentual de tolerância. Dessa forma, se a diferença encontrada no mês de referência for proporcional à diferença calculada para o mesmo período sazonal no ano anterior, a diferença é considerada característica sazonal e o consumidor é classificado como “Normal”. Caso contrário, fica caracterizada a irregularidade no consumo e o consumidor é classificado com “Anormal”.

Se nenhuma das diferenças calculadas para os períodos considerados superar o parâmetro percentual de diferença máxima, significa que o consumidor é normal ou que vêm fraudando a medição do consumo a mais de um ano. Neste caso, é avaliado o valor do

consumo em relação a um parâmetro de consumo mínimo, e se o consumo do mês de referência estiver abaixo desse mínimo (próximo de zero), o consumo é considerado irregular e consumidor é classificado como “Anormal”.

Após a classificação de todos os consumidores do transformador que está sendo processado, a classe armazena uma lista com cada consumidor, sua classificação, a descrição da irregularidade encontrada, e alguma observação que tenha sido gerada.

A classe que classifica os consumidores possui dois métodos para visualização dos resultados, um deles apresenta o resultado resumidamente em modo terminal (texto), e o outro apresenta o resultado de forma mais completa no formato HTML.

Para facilitar o processamento e visualização dos resultados, foi criada uma outra classe Servlet que executa a seleção dos transformadores, a classificação dos consumidores e mostra os resultados na forma de tabelas no formato HTML.

7 RESULTADOS OBTIDOS

Com a implementação das regras de classificação concluída, as primeiras simulações foram realizadas sobre o banco de dados contendo somente consumidores normais. Nessas simulações, o banco de dados foi apagado e gerado novamente várias vezes para verificar se as regras realmente estavam considerando todos os consumidores normais, visto que eles são gerados com uma certa aleatoriedade.

Dessa forma, as regras foram validadas para consumidores sem irregularidades no consumo. A partir daí, foram estudadas as possíveis situações que poderiam ocorrer na medição do consumo, sendo essas situações irregulares ou normais com alguma característica particular (como a ocorrência de férias). E desse estudo, resultaram os consumidores fraudulentos e com características particulares descritos no capítulo anterior.

Com a inserção desses consumidores, pôde-se simular a aplicação das regras sobre o banco de dados contendo consumidores normais e fraudulentos. Essa simulação também foi realizada diversas vezes, com várias combinações de consumidores com diferentes irregularidades. Algumas dessas combinações foram feitas através da escolha de irregularidades específicas, e outras com a seleção das irregularidades feita por sorteio. Essa metodologia de combinação de irregularidades foi usada para obterem-se simulações de fraudes combinadas tanto por critério técnico como por mera coincidência.

As simulações realizadas, além de terem a combinação de consumidores alternada, tiveram o parâmetro de perda comercial variado algumas vezes para verificar se o objetivo de selecionar somente os transformadores mais críticos estava sendo atingido. Para todas as simulações realizadas obteve-se o resultado esperado, ou seja, o sistema foi capaz de detectar as irregularidades inseridas e classificar corretamente os consumidores.

A seguir serão apresentadas algumas das simulações realizadas. Como comentado anteriormente, o resultado da classificação de cada transformador é apresentado ordenadamente, iniciando-se pelos consumidores “Anormais”, vindo logo após os “Indefinidos” (se existirem) e por último os “Normais”. Dessa forma, e tendo em vista a grande quantidade de consumidores em cada transformador, somente será mostrada a classificação até atingir o primeiro consumidor “Normal”, pois os consumidores subsequentes também serão todos normais, sendo dispensáveis para a análise dos resultados.

Na Ilustração 7.1 pode-se observar a classificação dos consumidores de um transformador no qual foram inseridos três consumidores com irregularidades na medição, e um normal, porém com uma particularidade no consumo, simulando férias.

Transformador 05 - Regiao E - Perda Comercial: 1543 kWh	
<i>Consumidor: 1073 - Consumidor Fraude 08</i>	
	<i>Classificação: ANORMAL</i>
	<i>Descrição: Consumo abaixo da média dos últimos 3 meses</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 394 kWh</i>
	<i>Observações: *Cliente com fraude a partir de Dez/2006*</i>
<i>Consumidor: 1088 - Consumidor Fraude 07</i>	
	<i>Classificação: ANORMAL</i>
	<i>Descrição: Consumo abaixo da média dos últimos 6 meses</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 505 kWh</i>
	<i>Observações: *Cliente com fraude a partir de Set/2006*</i>
<i>Consumidor: 1010 - Consumidor Fraude 02</i>	
	<i>Classificação: ANORMAL</i>
	<i>Descrição: Consumo abaixo da média dos últimos 12 meses</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 34 kWh</i>
	<i>Observações: *Cliente com fraude a partir de Jan/2006*</i>
<i>Consumidor: 1030 - Consumidor Fraude 03</i>	
	<i>Classificação: NORMAL</i>
	<i>Descrição: Consumo abaixo da média dos últimos 3 meses</i>
	<i>Porem a sazonalidade indica situacao NORMAL</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 294 kWh</i>
	<i>Observações: *Cliente Normal com alteracao em Dez/2006*</i>
	<i>*Simula Ferias*</i>
<i>Consumidor: 7934 - Consumidor 03</i>	
	<i>Classificação: NORMAL</i>
	<i>Descrição:</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 3 kWh</i>
	<i>Observações: *Consumidor Normal*</i>

Ilustração 7.1 - Classificação de consumidores com irregularidades e simulação de férias

Na descrição da irregularidade encontrada, observa-se que cada um dos três consumidores classificados como anormais foi enquadrado em uma regra diferente. O primeiro teve o consumo abaixo da média dos últimos três meses. No segundo, o consumo ficou abaixo da média dos últimos seis meses. E no terceiro, ficou abaixo da média dos últimos doze meses.

Ainda pode-se observar na Ilustração 7.1 que o consumidor que estava simulando férias, foi classificado como normal, tendo salientado, em sua descrição, que essa classificação deve-se ao seu comportamento sazonal.

É importante notar que, no campo observações, a frase entre “*” não é gerada pelo sistema de classificação, mas inserida junto com os dados do consumidor para que se possa avaliar se as regras estão classificando corretamente.

Já na Ilustração 7.2, é apresentada a classificação dos consumidores de um transformador no qual foram inseridos quatro consumidores anormais, dos quais três foram classificados pela regra da média dos doze meses e um pela regra da média dos seis meses.

Transformador 08 - Região H - Perda Comercial: 1585 kWh	
<i>Consumidor: 1092 - Consumidor Fraude 09</i>	
	<i>Classificação: ANORMAL</i>
	<i>Descrição: Consumo abaixo da média dos últimos 12 meses</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 185 kWh</i>
	<i>Observações: *Cliente com fraude a partir de Jun/2006*</i>
<i>Consumidor: 1035 - Consumidor Fraude 04</i>	
	<i>Classificação: ANORMAL</i>
	<i>Descrição: Consumo abaixo da média dos últimos 12 meses</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 164 kWh</i>
	<i>Observações: *Cliente com fraude a partir de Abr/2006*</i>
<i>Consumidor: 1063 - Consumidor Fraude 10</i>	
	<i>Classificação: ANORMAL</i>
	<i>Descrição: Consumo abaixo da média dos últimos 12 meses</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 134 kWh</i>
	<i>Observações: *Cliente com fraude a partir de Abr/2006*</i>
<i>Consumidor: 1000 - Consumidor Fraude 01</i>	
	<i>Classificação: ANORMAL</i>
	<i>Descrição: Consumo abaixo da média dos últimos 6 meses</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 132 kWh</i>
	<i>Observações: *Cliente com fraude a partir de Set/2006*</i>
<i>Consumidor: 7755 - Consumidor 10</i>	
	<i>Classificação: NORMAL</i>
	<i>Descrição:</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 9 kWh</i>
	<i>Observações: *Consumidor Normal*</i>

Ilustração 7.2 - Classificação de consumidores com irregularidades

Apesar de os consumidores com fraude parecerem ser semelhantes, cada um tem sua particularidade, seja pela quantidade de dados de consumo, pela faixa de variação do consumo normal, ou pela variação do consumo anormal.

A Ilustração 7.3 mostra o caso de um transformador que foi selecionado por possuir elevado valor de perdas comerciais, porém não possui nenhum consumidor com irregularidades na medição. Nota-se que, logo abaixo da identificação do transformador, é

salientada a possibilidade de ligação clandestina. Porém, como explicado no capítulo anterior, pode também haver o problema de a estimativa de perdas técnicas estar com pouca precisão, influenciando no resultado.

Transformador 02 - Regiao B - Perda Comercial: 93 kWh	
<i>Nenhum Consumidor Anormal Detectado!</i> <i>Possibilidade de Ligação Clandestina!</i>	
<i>Consumidor: 7153 - Consumidor 09</i>	
	<i>Classificação: NORMAL</i>
	<i>Descrição:</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 3 kWh</i>
	<i>Observações: *Consumidor Normal*</i>
<i>Consumidor: 6407 - Consumidor 13</i>	
	<i>Classificação: NORMAL</i>
	<i>Descrição:</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 5 kWh</i>
	<i>Observações: *Consumidor Normal*</i>
<i>Consumidor: 6352 - Consumidor 19</i>	
	<i>Classificação: NORMAL</i>
	<i>Descrição:</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 44 kWh</i>
	<i>Observações: *Consumidor Normal*</i>
<i>Consumidor: 1013 - Consumidor Normal 01</i>	
	<i>Classificação: NORMAL</i>
	<i>Descrição:</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 13 kWh</i>
	<i>Observações: *Consumidor Normal*</i>
	<i>*Inserindo consumo extra a partir de Jan/2006*</i>

Ilustração 7.3 - Classificação de consumidores sem irregularidades

Ainda na Ilustração 7.3, pode-se observar que o último consumidor possui uma observação que indica que ele tem uma particularidade. Este consumidor foi inserido com valores de consumo normais, porém adicionando uma quantia extra de consumo no transformador, para permitir a simulação desse caso.

Na Ilustração 7.4 observa-se, além de três consumidores anormais, um consumidor classificado como indefinido. Esse consumidor foi inserido com somente quatro meses de consumo, impossibilitando o cálculo das médias de consumo dos seis e doze meses. Dessa forma, o sistema não conseguindo classificá-lo somente com a média dos últimos três meses,

classifica-o como indefinido por não ser capaz de calcular as outras médias. Além disso, o sistema insere uma observação dizendo que o consumidor é novo.

Transformador 07 - Regiao G - Perda Comercial: 1347 kWh	
Consumidor: 1073 - Consumidor Fraude 08	
	Classificação: ANORMAL
	<i>Descrição: Consumo abaixo da media dos ultimos 3 meses</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 394 kWh</i>
	<i>Observações: *Cliente com fraude a partir de Dez/2006*</i>
Consumidor: 1092 - Consumidor Fraude 09	
	Classificação: ANORMAL
	<i>Descrição: Consumo abaixo da media dos ultimos 12 meses</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 185 kWh</i>
	<i>Observações: *Cliente com fraude a partir de Jun/2006*</i>
Consumidor: 1054 - Consumidor Fraude 06	
	Classificação: ANORMAL
	<i>Descrição: Consumo proximo de zero</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 0 kWh</i>
	<i>Observações: *Cliente com fraude a partir de Nov/2005*</i>
	<i>*(nao detectavel pelas regras de media)*</i>
Consumidor: 1045 - Consumidor Fraude 05	
	Classificação: INDEF
	<i>Descrição: Insuficiência de dados para classificação</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 0 kWh</i>
	<i>Observações: *Cliente novo com fraude a partir de Set/2006*</i>
	<i>Cliente Novo - menos de 6 meses</i>
Consumidor: 7448 - Consumidor 03	
	Classificação: NORMAL
	<i>Descrição:</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 3 kWh</i>
	<i>Observações: *Consumidor Normal*</i>

Ilustração 7.4 - Classificação de consumidores com insuficiência de dados e irregularidades não detectáveis pelas regras das médias

Outro ponto importante de ser observado na Ilustração 7.4 é que o sistema não foi capaz de encontrar a irregularidade na medição do terceiro consumidor apenas com o uso das regras das médias. Para detectar a irregularidade, foi necessária a aplicação da regra que compara o consumo com o parâmetro de valor mínimo de consumo. Isso fica destacado na descrição da irregularidade encontrada, e pode ser comprovada pela observação que foi inserida juntamente com os dados do consumidor (entre ‘*’).

A Ilustração 7.5 mostra a classificação dos consumidores de um transformador no qual foram inseridos consumidores com irregulares bem distintas. Esses consumidores já haviam

sido simulados nas outras ilustrações, mas nesse caso, foram selecionados novamente para simular o comportamento do sistema frente a um conjunto de irregularidades diferentes.

Transformador 10 - Regiao J - Perda Comercial: 664 kWh	
<i>Consumidor: 1054 - Consumidor Fraude 06</i>	
	<i>Classificação: ANORMAL</i>
	<i>Descrição: Consumo proximo de zero</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 0 kWh</i>
	<i>Observações: *Cliente com fraude a partir de Nov/2005*</i> <i>*(nao detectavel pelas regras de media)*</i>
<i>Consumidor: 1000 - Consumidor Fraude 01</i>	
	<i>Classificação: ANORMAL</i>
	<i>Descrição: Consumo abaixo da media dos ultimos 6 meses</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 132 kWh</i>
	<i>Observações: *Cliente com fraude a partir de Set/2006*</i>
<i>Consumidor: 1045 - Consumidor Fraude 05</i>	
	<i>Classificação: INDEF</i>
	<i>Descrição: Insuficiência de dados para classificação</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 0 kWh</i>
	<i>Observações: *Cliente novo com fraude a partir de Set/2006*</i> <i>Cliente Novo - menos de 6 meses</i>
<i>Consumidor: 1030 - Consumidor Fraude 03</i>	
	<i>Classificação: NORMAL</i>
	<i>Descrição: Consumo abaixo da media dos ultimos 3 meses</i> <i>Porem a sazonalidade indica situacao NORMAL</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 294 kWh</i>
	<i>Observações: *Cliente Normal com alteracao em Dez/2006*</i> <i>*Simula Ferias*</i>
<i>Consumidor: 7661 - Consumidor 06</i>	
	<i>Classificação: NORMAL</i>
	<i>Descrição:</i>
	<i>Diferença entre consumo e média: 27 kWh</i>
	<i>Observações: *Consumidor Normal*</i>

Ilustração 7.5 - Classificação de consumidores com diversas irregularidades no consumo

O primeiro consumidor, classificado como anormal, não pôde ser detectado somente com as regras das médias, e foi classificado pela aplicação da regra do baixo consumo. O segundo, também classificado como anormal, foi detectado pela regra da média dos últimos seis meses. O terceiro consumidor foi inserido com somente quatro meses de consumo, e, portanto, seu consumo não pôde ser avaliado pelo sistema, sendo classificado como indefinido. Finalmente, o quarto consumidor está simulando um consumidor com férias no período de avaliação, sendo classificado como normal devido à regra que avalia seu comportamento sazonal.

Outras simulações, com diferentes combinações de consumidores irregulares, foram realizadas para garantir o correto funcionamento do sistema e validar as regras. Juntamente com a variação das combinações de irregularidades, os consumidores normais também eram apagados do banco de dados e gerados novamente para aumentar a confiabilidade das simulações. Porém, não é necessário apresentar todas essas simulações, visto que as simulações apresentadas acima são bem abrangentes quanto à aplicação das regras definidas no capítulo 5, e demonstraram o correto funcionamento do sistema para situações bem distintas, cada uma com suas peculiaridades.

8 CONCLUSÕES E PROPOSTAS DE TRABALHOS FUTUROS

8.1 Conclusões

Para reduzir as perdas comerciais, as empresas distribuidoras de energia elétrica necessitam investigar os furtos de energia, e para isso utilizam as inspeções técnicas. Essas inspeções, muitas vezes, não são feitas devido à falta de tempo do pessoal especializado. Além disso, as inspeções nem sempre são bem direcionadas, e por isso, os consumidores fraudadores não são encontrados.

O objetivo principal deste trabalho foi desenvolver um sistema computacional baseado em regras, para detectar fraude ou erro de medição (causados por problemas nos medidores) em unidades consumidoras de energia elétrica, atendidas em baixa tensão. O desenvolvimento das regras foi baseado em dados históricos e dados obtidos em tempo real (adquiridos pelo MAD), o que permite o acompanhamento dos transformadores e do comportamento dos consumidores a partir da implantação do sistema.

Devido ao comportamento de alguns consumidores normais ser parecido com o comportamento dos consumidores anormais, foi necessário utilizar a análise das características sazonais de consumo. Essa análise permite diferenciar melhor um comportamento irregular de um que somente sofre uma alteração momentânea por algum motivo.

O sistema desenvolvido empregando-se as regras apresentadas no capítulo 5 mostrou ser capaz e eficiente na seleção de transformadores com diferentes níveis de perdas comerciais, bem como na classificação de consumidores com irregularidades na medição da energia consumida. Dessa forma, os resultados obtidos pela implantação do sistema serão de grande importância para que se possa reduzir o número de inspeções técnicas sem sucesso e para melhor direcionar as inspeções realizadas, tornando-as mais eficientes na busca por fraudes.

Portanto, o trabalho atingiu os objetivos delineados no capítulo 1, sendo de grande utilidade na gestão de perdas técnicas e comerciais pelas empresas distribuidoras de energia elétrica.

8.2 Trabalhos futuros

Para trabalhos futuros, sugere-se que o sistema seja simulado sobre dados reais de consumidores, para confirmar sua eficiência na seleção dos transformadores e na classificação dos consumidores.

Como complemento, para facilitar a análise dos transformadores quando o sistema for executado sobre um banco de dados real, pode-se implementar uma interface gráfica, com o uso de uma API específica, de modo que o sistema tenha um melhor desempenho. E criar mais opções de configuração, como por exemplo:

1. seleção manual dos transformadores que terão seus consumidores classificados, para diminuir o tempo de processamento;
2. geração de ordens de serviço para as equipes especializadas, para que já sejam realizadas as primeiras inspeções técnicas.

Ainda sugere-se, como aperfeiçoamento do sistema, que sejam implementadas outras funcionalidades, de modo que ele evolua para um sistema de controle de qualidade e de continuidade do produto ofertado, visto que, há uma grande exigência, por parte dos órgãos fiscalizadores, no que diz respeito à qualidade do produto ofertado, ao aprimoramento da relação comercial e à confiabilidade.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL (Brasil). Resolução ANEEL n. 456, de 29 de novembro de 2000. Estabelece, de forma atualizada e consolidada, as condições gerais de fornecimento de energia elétrica. **Diário Oficial da República Federativa do Brasil**, Brasília, DF, 30 nov. 2000, Seção 1, p. 35, v. 138, n.230-E. Atualizada até Resolução Normativa n. 156, de 03 de maio de 2005. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/cedoc/bres2000456.pdf>>. Acesso em: 08 jan. 2007.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL (Brasil). Resolução Normativa n. 166, de 10 de outubro de 2005. Estabelece as disposições consolidadas relativas ao cálculo da tarifa de uso dos sistemas de distribuição (TUSD) e da tarifa de energia elétrica (TE). **Diário Oficial da República Federativa do Brasil**, Brasília, DF, 11 out. 2005, Seção 1, p. 61, v. 142, n. 196. Atualizada até Resolução Normativa n. 243, de 19 de dezembro de 2006. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/cedoc/bren2005166.pdf>>. Acesso em: 08 jan. 2007.

BRASIL. Decreto-Lei n. 2.848, de 7 de dezembro de 1940. **Código Penal**. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Rio de Janeiro, RJ, 31 dez. 1940. Atualizado até Lei n. 11.340, de 7 de agosto de 2006. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/Decreto-Lei/Del2848.htm>. Acesso em: 08 jan. 2007.

CALILI, Rodrigo Flora. **Desenvolvimento de sistema para detecção de perdas comerciais em redes de distribuição de energia elétrica**. 2005. 157f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2005.

HIBERNATE. **Tutorial - Introduction to Hibernate**, 2006. Disponível em: <http://www.hibernate.org/hib_docs/v3/reference/en/html/tutorial.html>. Acesso em: 30 jan. 2007.

HIGASHI, Eduardo Massahiko. **Modelagem da bobina de Rogowski para medidas de pulsos de corrente elétrica**. 2006. 68f. Dissertação (Mestrado em Engenharia e Ciência dos Materiais) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2006.

HSQldb. **HSQldb**, 2006. Disponível em: <<http://hsqldb.org/>>. Acesso em: 20 fev. 2007.

LAZO, Juan G. Lazo. et al. **Identificação e prevenção de perdas comerciais no faturamento**. In: Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica, 3., 2005, Florianópolis. Anais eletrônicos... Florianópolis, Centro Sul, 2005. Disponível em: <<http://citenel.aneel.gov.br/anais/principal.html>>. Acesso em: 08 jan. 2007.

MICROSOFT NETWORKING RESEARCH GROUP. **Self-Organizing Neighborhood Wireless Mesh Networks**, 2007. Disponível em: <<http://research.microsoft.com/mesh/>>. Acesso em: 19 fev. 2007.

PATRÍCIO, Cristian Mara Mazzini Medeiros. **Deteção de fraude ou erro de medição em grandes consumidores de energia elétrica utilizando Rough Sets baseado em dados históricos e em dados em tempo real**. 2005. 120f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal do Mato Grosso do Sul, Campo Grande, 2005.

PATRÍCIO, Cristian Mara Mazzini Medeiros. PINTO, João Onofre Pereira. LINARES, Kathya Silva Collazos. **Deteção de fraude em grandes consumidores de energia elétrica utilizando a teoria de Rough Sets baseados em dados dinâmicos e dados estáticos**. In: Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional, 28. 2005, São Paulo. Anais eletrônicos... São Paulo, Centro de Convenções do Centro Universitário SENAC, 2005. Disponível em: <http://www.sbmac.org.br/eventos/cnmac/cd_xxviii_cnmac>. Acesso em: 08 jan. 2007.

REVISTA PESQUISA E DESENVOLVIMENTO DA ANEEL. Brasília: Agência Nacional de Energia Elétrica, n. 1, agosto de 2006.

SOARES, Alexandre Batista de Jesus. **Desenvolvimento e análise de métodos para o cálculo das perdas de energia elétrica em sistemas de distribuição**. 2003. 175f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2003.

VIDINICH, Ricardo. **O furto de energia e suas conseqüências aos consumidores**. In: VIII Encontro Nacional de Conselhos de Consumidores de energia elétrica. São Paulo, 2005. Disponível em: <<http://www.rpmbrazil.com.br/cc%20Final.htm>>. Acesso em: 08 jan. 2007.

VIEIRALVES, Eduardo de Xeres. **Proposta de uma metodologia para avaliação das perdas comerciais dos sistemas elétricos: o caso Manaus**. 2005. 136f. Dissertação (Mestrado em Planejamento de Sistemas Energéticos) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2005.

WI-MESH ALLIANCE. **Wi-Mesh proposal for IEEE 802.11s**, 2006. Disponível em: <<http://www.wi-mesh.org/>>. Acesso em: 19 fev. 2007.

WIKIPÉDIA, A Enciclopédia Livre. **Hibernate**, 2007. Disponível em: <<http://pt.wikipedia.org/wiki/Hibernate>>. Acesso em: 19 fev. 2007.

APÊNDICE A - Hibernate

O Hibernate é um *framework* de acesso a banco de dados escrito em Java. É um software livre de código aberto distribuído com a licença LGPL¹⁰ (WIKIPÉDIA, 2007).

O objetivo do Hibernate é facilitar o desenvolvimento de aplicações Java que utilizam bancos de dados relacionais, mais precisamente, facilitar a construção das consultas e atualizações dos dados.

O Hibernate é uma ferramenta de mapeamento objeto/relacional para Java. Sua principal função é transformar os dados tabulares de um banco de dados em um grafo de objetos definido pelo desenvolvedor.

O uso de ferramentas de mapeamento objeto/relacional, como o Hibernate, diminuem a complexidade resultante da interação de modelos diferentes: o modelo orientado a objetos (da linguagem Java) e o modelo relacional (da maioria dos Sistemas de Gerenciamento de Banco de Dados).

Porém, o Hibernate é responsável apenas pelo mapeamento das tabelas do modelo relacional para classes da linguagem Java. As questões relacionadas ao gerenciamento de transações e a tecnologia de acesso à base de dados são de responsabilidade de outros elementos da infra-estrutura da aplicação. Apesar da API do Hibernate possuir operações para o controle transacional, ele simplesmente delega estas tarefas para a infra-estrutura no qual foi instalado.

No caso de aplicações construídas para serem executadas em servidores de aplicação, o gerenciamento das transações é realizado, normalmente, segundo o padrão JTA¹¹. Nas aplicações *standalone* (que são independentes de um servidor de aplicação), o Hibernate delega o tratamento transacional ao *driver* JDBC. O acesso ao banco de dados, independentemente de como a aplicação é construída, é sempre realizado através de *drivers* que suportam o padrão JDBC.

Mas o *framework* não é uma boa opção para todos os tipos de aplicação. Sistemas que fazem uso extensivo de *stored procedures*, *triggers* ou que implementam a maior parte da

¹⁰ A GNU Lesser General Public License (LGPL) é uma licença de software livre aprovada pela Free Software Foundation (FSF) e escrita com o intuito de ser um meio-termo entre a GPL (GNU General Public License) e licenças mais permissivas como a licença BSD e a licença MIT.

¹¹ A Java Transaction API, ou JTA, é uma API pertencente à plataforma Java EE. Ela disponibiliza uma interface para a demarcação de transações em aplicações escritas na linguagem Java.

lógica da aplicação no banco de dados, contando com um modelo de objetos simples, não vai se beneficiar com o uso do Hibernate. Ele é mais indicado para sistemas que contam com um modelo robusto, onde a maior parte da lógica do programa fica na própria aplicação Java, dependendo pouco de funções específicas do banco de dados.

O Hibernate trabalha através da interação das classes Java (*.java) com arquivos de mapeamento Hibernate (*.hbm.xml). Geralmente para cada classe que representa uma entidade existe um arquivo de mapeamento Hibernate. Este arquivo, no formato xml, contém informações sobre a tabela e campos do banco de dados a serem vinculados à classe e suas propriedades (HIBERNATE, 2006).

O arquivo “hibernate.cfg.xml” é utilizado para a configuração do Hibernate. Nele são incluídas informações como: o dialeto usado pelo banco de dados, a classe Java do *driver* JDBC, a identificação do usuário, a senha de acesso ao banco de dados e a lista de arquivos de relacionamentos (*.hbm.xml) (HIBERNATE, 2006).

Nas configurações do Hibernate pode-se escolher a linguagem de manipulação de dados. Entre elas está o SQL (Structured Query Language) e o HQL (Hibernate Query Language). Com o HQL pode-se executar comandos SQL em cima das classes persistentes Java ao invés de tabelas no banco, aumentando, assim, a distância entre o desenvolvedor da aplicação e o banco de dados (HIBERNATE, 2006).

Os arquivos com extensão *.xml são produzidos utilizando a tecnologia XML. A utilização de ferramentas IDE automatizam o processo, facilitando a construção desses arquivos. Tecnologias como XDoclet e Anotações Java são outras maneiras que ajudam a trabalhar com o Hibernate.

Anotações são palavras-chaves, colocadas no arquivo fonte da classe Java, iniciadas com o caractere ‘@’ que visam facilitar o desenvolvimento. Também conhecidas como metadados, permitem acessar com maior facilidade as propriedades e os métodos. No caso do Hibernate, as Anotações Hibernate possibilitam o vínculo da classe Java com o banco de dados sem a necessidade de criar um arquivo de mapeamento (*.hbm.xml).