

# Aplicações de Sistemas Inteligentes e Processamento Distribuído na Previsão, Localização e Minimização de Perdas em Redes de Distribuição

H.O. Henriques    D.M. Falcão    C.L.T. Borges    G.N. Taranto  
A. Manzoni    W.S. Andrade    E.C. Viveros

**Resumo** - Este artigo apresenta uma descrição resumida do trabalho de pesquisa e desenvolvimento conjunto da Light S.E.S.A. e da COPPE/UFRJ visando a redução de perdas técnicas e comerciais em redes de distribuição de energia elétrica. O trabalho está sendo desenvolvido em duas etapas: a) metodologia para estimação e localização de perdas comerciais utilizando técnicas de redes neurais e conjuntos fuzzy visando a identificação de fraudes, erros de cadastro, etc.; b) metodologia para reconfiguração ótima da rede de distribuição visando a redução de perdas técnicas utilizando algoritmos genéticos.

**Palavras-chave**—Estimação da demanda, sistemas de distribuição, inferência fuzzy, redes neurais, algoritmos genéticos.

## I. INTRODUÇÃO

As perdas de energia ativa observadas em redes de distribuição são constituídas pelas seguintes parcelas:

- Perdas por Efeito Joule nos condutores, enrolamentos de transformadores, etc.;
- Erro no faturamento da energia fornecida;
- Furto.

A primeira parcela das perdas na relação acima constitui as *perdas técnicas* enquanto que as demais constituem as chamadas *perdas comerciais*.

O nível aceitável de perdas técnicas varia de empresa para empresa e é dependente de diversos fatores, tal como a densidade de carga da região atendida. A identificação de elevados níveis de perdas técnicas e meios para reduzir essas perdas é assunto de alta relevância. Vários procedimentos e metodologias existem para alcançar tal objetivo. As perdas técnicas equívalem a um custo e são inerentes à operação dos sistemas elétricos. Como podem ser reduzidas por investimentos adicionais, a otimização do seu nível constitui meta dos programas de gerenciamento de perdas.

A identificação das perdas comerciais, por outro lado, é fator de fundamental importância no desempenho financeiro global de uma empresa de distribuição de energia elétrica, pois as mesmas constituem parcelas de perdas que podem ser evitadas desde que se adote procedimentos administrati-

vos, técnicos e jurídicos mais rígidos. Além do aspecto econômico, a identificação das perdas comerciais apresenta a vantagem técnica de permitir um melhor controle do carregamento de transformadores de distribuição, e de alimentadores, e permitir a criação de bancos de dados mais realistas para estudos de fluxo de potência (cálculo de queda de tensão, perdas técnicas, esquemas de transferência de carga, avaliação de índices de confiabilidade, etc.).

Este artigo descreve as atividades de pesquisa em desenvolvimento conjunto pela Light S.E.S.A. e COPPE/UFRJ com o objetivo de desenvolver métodos computacionais que ajudem na redução tanto das perdas técnicas quanto das perdas comerciais [1-3]. O projeto está sendo desenvolvido em duas linhas principais:

- Metodologia para estimação e localização de perdas em redes de distribuição a partir de informações do consumo de energia, de medições realizadas nas subestações e em alguns pontos da rede de distribuição primária e informações qualitativas e/ou quantitativas disponíveis sobre hábitos de consumo. Os métodos são baseados em técnicas de Sistemas Inteligentes (Lógica Fuzzy, Redes Neurais, etc.) Essa metodologia poderá ser utilizada no combate à fraude, na regularização de consumidores clandestinos e na atualização cadastral.
- Metodologia para reconfiguração da rede de distribuição primária, em situação normal de operação ou em contingência, visando a minimização de perdas e satisfação das restrições elétricas de operação (queda de tensão, carregamento dos alimentadores, etc.). O método é baseado no uso de Algoritmos Genéticos (AGs) e implementado em um ambiente distribuído (Rede de Microcomputadores), utilizando a técnica do processamento paralelo para aumentar o desempenho computacional (velocidade de processamento).

## II. ESTIMAÇÃO DA CURVA DE DEMANDA

Esta seção apresenta a descrição da metodologia utilizada para a estimação da demanda a partir de informações obtidas de curvas típicas de demanda de consumidores.

### A. Cluster de Curvas de Carga

O primeiro estágio da metodologia de estimação da demanda consiste no estabelecimento de um conjunto padrão de curvas de carga diárias as quais são utilizadas posteriormente para produzir uma primeira estimativa da demanda em cada ponto de carga. Essas curvas estão associadas a consumidores individuais conectados aos pontos de carga

---

Este trabalho foi apoiado técnica e financeiramente pela Light S.E.S.A. através de seu programa de pesquisa e desenvolvimento ciclo 2000/2001.

H.O. Henriques é Eng. Senior da Light S.E.S.A. ([henrique.henriques@lightrio.com.br](mailto:henrique.henriques@lightrio.com.br));

D.M. Falcão é Prof. Titular da COPPE/UFRJ ([falcao@nacad.ufrj.br](mailto:falcao@nacad.ufrj.br));

C.L.T. Borges é Prof. Adjunto da EE/UFRJ ([carmen@del.ufrj.br](mailto:carmen@del.ufrj.br));

G.N. Taranto é Prof. Adjunto da COPPE/UFRJ ([tarang@coep.ufrj.br](mailto:tarang@coep.ufrj.br));

A. Manzoni é aluno de D.Sc. da COPPE/UFRJ ([manzoni@coep.ufrj.br](mailto:manzoni@coep.ufrj.br));

W.S. Andrade é aluno de M.Sc. da COPPE/UFRJ ([wsa@netfly.com.br](mailto:wsa@netfly.com.br));

E.C. Viveros é aluno de D.Sc. da COPPE/UFRJ ([eviveros@coep.ufrj.br](mailto:eviveros@coep.ufrj.br)).

Os dados utilizados na classificação dessas curvas de carga foram obtidos em campanha de medidas a qual consistiu no monitoramento da demanda de consumidores individuais com 15 minutos de intervalo. Um conjunto de 14.577 curvas de carga foram levantadas em um período de aproximadamente 2 anos.

Os atributos dos consumidores utilizados para identificar um consumidor em particular são:

- *Tipo*: residencial, comercial, industrial, rural, edifícios públicos, iluminação pública e carga própria;
- *Localização*: região onde se localiza o consumidor;
- *Período do ano*: o ano é dividido em quatro períodos;
- *Dia da semana*: Sábado, Domingo, Segunda, e outros dias da semana (feriados não são incluídos);
- *Classe de demanda*: kW médio mensal.

A técnica de agrupamento utilizada é baseada no Mapa Auto-organizável Kohonen (SOM) [4]. Inicialmente um mapa bidimensional com 160 neurônios foi utilizado para o mapeamento de curvas de carga ativa. Atualmente uma rede com 380 está sendo utilizada para melhorar a separação entre os grupos. Os 96 pontos da curva de carga coletados diariamente nas campanhas de medida são agrupados em 24 valores horários. Esses valores são normalizados com respeito aos valores médios da carga em kW.

### B. Classificação de Consumidores

Um segundo passo na metodologia de estimação da curva de demanda consiste em uma metodologia para atribuição de um grupo, entre aqueles determinados pelo procedimento da seção anterior, a cada consumidor fora da amostra. O método utilizado neste trabalho consiste no uso de conjuntos fuzzy [5] associados aos atributos da carga de cada um dos agrupamentos de curvas de carga. Cada atributo do consumidor descrito anteriormente é associado a uma variável lingüística a qual, por sua vez, é definida por um conjunto de termos. Os atributos utilizados são mostrados na Tabela 1.

Tabela 1: Variáveis lingüísticas e conjuntos de termos usados no procedimento de classificação.

Variável Lingüística	Conjunto de Termos
Tipo	residencial, comercial, industrial, rural, iluminação pública, carga própria
Localização	Ipanema, Copacabana, etc.
Período	1 <sup>o</sup> , 2 <sup>o</sup> , 3 <sup>o</sup> ou 4 <sup>o</sup> quadrimestre
Dia	Sábado, Domingo, Segunda, outro
Consumo	Demanda média (kW)

As funções de pertinência dos elementos do conjunto de termos descrito na Tabela 1 são obtidas calculando-se a frequência relativa de ocorrência de cada termo em cada agrupamento em relação ao número total de elementos do agrupamento. Um exemplo desse procedimento pode ser visto em [2]. Na Figura 1 é mostrado um exemplo de função de pertinência para a variável Localização e o termo Ipanema.

Dado um consumidor não incluído na campanha de medida, o procedimento de classificação é realizado em duas etapas:

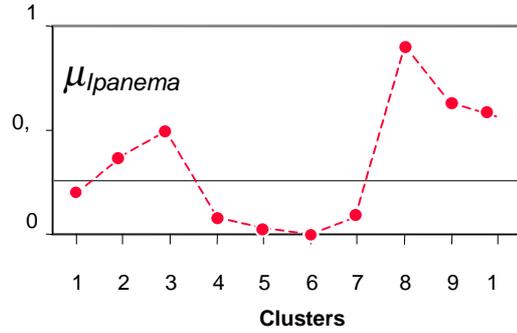


Fig. 1: Exemplo de função de pertinência hipotética para o termo Ipanema da variável lingüística Localização.

- *Agregação das Funções de Pertinência* usando o operador interseção (min). Por exemplo, se um consumidor particular apresenta os atributos {residencial, Ipanema, 1<sup>o</sup> quadrimestre, Domingo, 30 kW}, então a função de pertinência agregada é dada por:

$$\mu_A = \min [\mu_{residencial}, \mu_{Ipanema}, \mu_{1^o\text{quad}}, \mu_{domingo}, \mu_{30kW}] \quad (1)$$

- *Defuzificação* usando o operador união (max) como a seguir:

$$\text{Número\_Cluster} = \max(\mu_A) \quad (2)$$

A Fig.2 mostra essas operações graficamente.

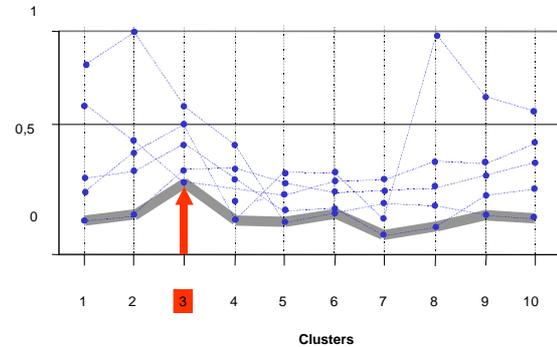


Fig.2 Agregação e defuzificação para um consumidor particular.

### C. Agregação das Curvas de Carga

Uma primeira estimativa da carga em um ponto de carga particular, em um dado instante, é obtida através da soma das estimativas das cargas individuais conectadas a esse ponto. Também, o nível de incerteza associado a essa estimativa é obtida pela soma de variáveis associadas a essa incertezas.

## III. ESTIMAÇÃO DA DEMANDA USANDO PROGRAMAÇÃO LINEAR FUZZY

As informações consideradas no processo de estimação são a primeira estimativa da demanda, obtidas das curvas de demanda, os respectivos limiares de incerteza associados a essa estimativa, e medidas obtidas em tempo-real do fluxo de potência ativa e reativa na saída do alimentador. A estrutura do problema e os dados necessários para sua solução são mostradas na Fig. 3 na qual as setas indicam informa-

ções relativas ao fluxo de potência ativa e os símbolos entre parênteses são os limites superiores e inferiores nesses fluxos.

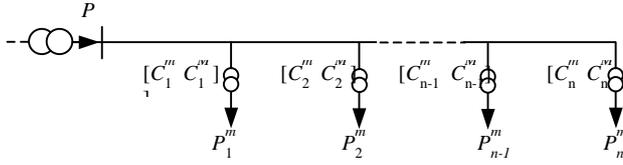


Fig. 3: Estrutura do problema de estimação da demanda.

O problema de estimação, considerando as incertezas na demanda dos pontos de carga como variáveis fuzzy, pode ser formulado como um problema de programação linear [5] como mostrado em (3).

$$\text{maximize} \quad w = \lambda$$

such that

$$\begin{aligned} \Delta P_1^+ + \Delta P_1^- + \Delta P_2^+ + \Delta P_2^- + \dots + \Delta P_n^+ + \Delta P_n^- & -p_0 \lambda \leq d_0 + p_0 \\ \Delta P_1^+ & -p_1 \lambda \leq C_1^M - P_1^m + p_1 \\ \Delta P_1^- & -p_2 \lambda \leq P_1^m - C_1^m + p_2 \\ \Delta P_2^+ & -p_3 \lambda \leq C_2^M - P_2^m + p_3 \\ \Delta P_2^- & -p_4 \lambda \leq P_2^m - C_2^m + p_4 \\ & \vdots \\ \Delta P_n^+ & -p_{2n-1} \lambda \leq C_n^M - P_n^m + p_{2n-1} \\ \Delta P_n^- & -p_{2n} \lambda \leq P_n^m - C_n^m + p_{2n} \\ \Delta P_1^+ - \Delta P_1^- + \Delta P_2^+ - \Delta P_2^- + \dots + \Delta P_n^+ - \Delta P_n^- & = 0 \\ \Delta P_1^+, \Delta P_1^-, \Delta P_2^+, \Delta P_2^-, \dots, \Delta P_n^+, \Delta P_n^- & \geq 0 \end{aligned} \quad (3)$$

onde:

$P$ : medida de potência ativa na subestação (kW);

$P_1^m, P_2^m, \dots, P_n^m$ : estimativas aproximadas da demanda ativa nos pontos de carga (kW);

$\Delta P_i^+ + \Delta P_i^-$ : correções positiva e negativa da carga no ponto de carga  $i$ ; na solução  $\Delta P_i^+$  ou  $\Delta P_i^-$  será nulo ( $P_i^e = \Delta P_i^+ + \Delta P_i^-$ );

$P_1^e, P_2^e, \dots, P_n^e$ : valores estimados da demanda (kW);

$C_i^M, C_i^m$ : limites superiores da demanda no ponto de carga  $i$  (kW).

$\lambda$ : limiar de discrepância no erro associado à soma das demandas nos pontos de carga ( $\sum [\Delta P_i^+ + \Delta P_i^-]$ ).

O problema de programação linear fuzzy é definido por conjuntos fuzzy cujas funções de pertinência são como as mostradas nas Figs. 4 e 5 (a,b).

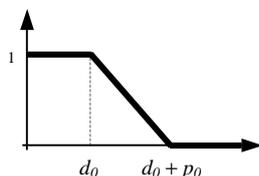


Fig. 4 – Função de pertinência associada à função objetivo.

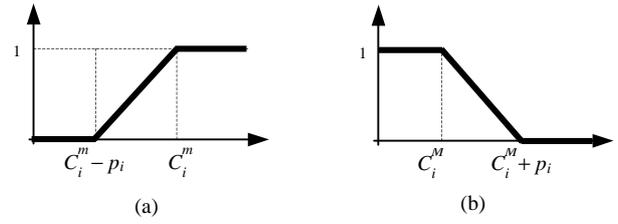


Fig. 5 – Função de pertinências associadas às restrições.

#### IV. DETERMINAÇÃO DE INCERTEZAS NA DEMANDA

A determinação do nível de incerteza contido na informação a ser processada pelo estimador descrito na seção anterior é um elemento chave do processo do Estimador Fuzzy. O problema consiste, basicamente, na determinação de  $p_i$  como definido nas Fig. 5 (a e b), ou como concentrar a informação disponível a respeito de possíveis erros grosseiros nos parâmetros  $p_i$ . Atualmente está sendo desenvolvido um sistema de inferência fuzzy, baseado em informações de cadastro de fraudadores, o qual determinará o nível de confiabilidade atribuído a cada estimativa primária da carga. Detalhes relativos a esse método podem ser encontrados em [3].

#### V. RECONFIGURAÇÃO DE REDES

##### A. Formulação do Problema

Vários problemas práticos de planejamento e operação de redes de distribuição podem ser agrupados em uma grande classe de problemas denominados problemas de *Configuração de Redes*. Esses problemas têm em comum a busca de uma configuração da rede de distribuição que otimize um ou mais objetivos (investimentos, perdas, queda de tensão, margem de carregamento, confiabilidade, etc.) sujeito a restrições técnicas e econômicas. A rede pode ser considerada fixa, no caso de estudos de planejamento da operação ou operação em tempo real, ou considerada variável, no caso de estudos de planejamento da expansão, onde prevê-se a instalação de novos equipamentos (subestações, alimentadores, dispositivos de chaveamento e proteção, etc.).

Os problemas de configuração de redes mais importantes nas aplicações práticas são:

- No *Planejamento da Operação e Operação em Tempo-Real*:
  - **Reconfiguração de Redes**: consiste na determinação de um conjunto de mudanças do estado de chaves, por ação local (equipe de manutenção) ou remota (chaves automatizadas), capazes de produzir uma nova configuração da rede na qual um determinado critério (perdas mínimas, por exemplo) é otimizado para uma determinada condição de carga;
  - **Atendimento em Contingência**: consiste na determinação de configuração alternativa para atendimento do maior número de consumidores no caso de um defeito em um bloco de carga.
- No *Planejamento da Expansão*: consiste na determinação de alternativas de reforço da rede de distribuição para o atendimento do crescimento da

carga. As cargas novas são consideradas concentradas em determinados pontos da região a ser atendida e devem ser determinadas previamente a partir de estudos do crescimento do mercado global e espacial. As alternativas de reforço normalmente consideradas são:

- Instalação de novos alimentadores na rede;
- Instalação ou ampliação de subestações;
- Recondutoramento de trechos da rede;
- Instalação de novos trechos da rede;
- Instalação de novas chaves de manobra.

Os problemas de configuração de redes constituem problemas de otimização combinatoria não-lineares nos quais deve-se escolher a solução em um conjunto finito de soluções sujeito a restrições não lineares (fluxo de potência, perdas, etc.). Em aplicações com dimensões reais, esse tipo de problema apresenta grande dificuldade de solução utilizando-se técnicas convencionais de otimização. Recentemente, métodos de otimização conhecidos como meta-heurísticas (Algoritmos Genéticos, Programação Evolucionária, Recozimento Simulado, etc.) têm sido utilizados com sucesso na solução desse tipo de problema [6].

Neste trabalho, está sendo estudado o problema de configuração de rede com enfoque principal na *Reconfiguração da Rede com o Objetivo de Minimização de Perdas*. Entretanto, a plataforma computacional em desenvolvimento permitirá, mediante esforço de desenvolvimento relativamente pequeno, sua adaptação para a solução dos demais problemas de configuração de redes acima descritos.

### B. Solução Utilizando Algoritmos Genéticos

O AG a ser utilizado na geração de configurações potenciais de chaves abertas e fechadas utilizará uma representação binária dessas soluções (seqüências de 0's e 1's) representando o estado aberto ou fechado dessas chaves. Duas formas de codificar a solução serão testadas:

- Associar cada bit do cromossomo ao estado de uma chave;
- Representar as chaves associadas a cada bloco de carga por um conjunto mínimo de bits necessários para representar as possíveis combinações de estados dessas chaves.

No tratamento das restrições de radialidade e conectividade serão tentados dois métodos:

- *Rejeição*: no qual soluções que não atendam essas restrições são simplesmente rejeitadas pela atribuição de um valor da função adequabilidade muito baixo;
- *Reparo*: no qual soluções inviáveis sofrem pequenas modificações necessárias a satisfazer as restrições de radialidade e conectividade.

Na Fig. 5 é apresentada uma visão geral do algoritmo de reconfiguração utilizando Algoritmos Genéticos. Nessa figura, AGC++ é a rotina do Algoritmo Genético implementado utilizando a técnica de programação orientada a objetos. A expressão *Adão* refere-se a um procedimento genérico de definição da estrutura dos indivíduos da população de soluções potenciais de acordo com a aplicação específica.

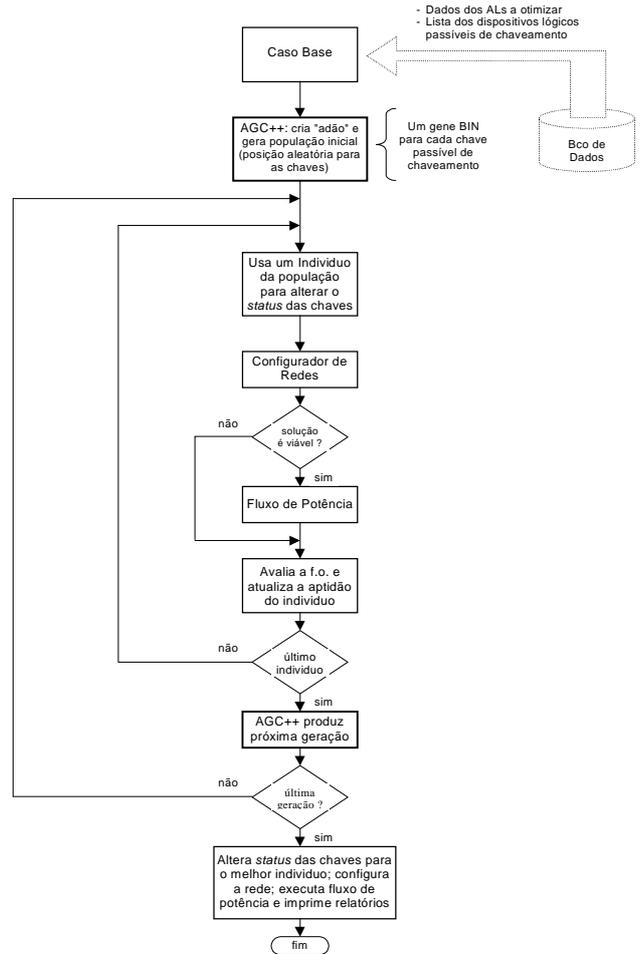


Fig. 5 – Algoritmo de reconfiguração de redes utilizando AGs.

## VI. CONCLUSÕES

A aplicação de técnicas inteligentes, tais como Redes Neurais, Lógica Fuzzy, Algoritmos Genéticos, etc. ao problema de previsão, localização e minimização de perdas técnicas e comerciais em redes de distribuição de energia elétrica tem apresentado resultados positivos indicando grande potencial dessas técnicas para utilização prática nas empresas de distribuição. O trabalho relatado neste está em andamento e, quando da conclusão do mesmo, será disponibilizado como produto final um conjunto de programas integrados em um mesmo ambiente para auxílio à redução de perdas.

## VII. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] D.M. Falcão and H.O. Henriques, "Load Estimation in Radial Distribution Systems", *Proceedings of the 2001 IEEE PES Summer Meeting*, July 2001.
- [2] H.O. Henriques, W.S. Andrade, and D.M. Falcão, "Load Curve Estimation Using Neural Networks and Fuzzy Set", Submitted to the *IEEE/PES T&D 2002 Latin America*, March 2002.
- [3] H.O. Henriques, G.N. Taranto, and D.M. Falcão, "Tracking of Fraud in Distribution Feeders", Submitted to the *IEEE/PES T&D 2002 Latin America*, March 2002.
- [4] S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Macmillan, New York, 1994.
- [5] H.-J. Zimmermann, *Fuzzy Set Theory and its Applications*, 3rd edition, Kluwer, Boston, 1996.
- [6] D. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.