

## **AVALIAÇÃO E DETERMINAÇÃO DE PERDAS ORIUNDAS DO INTERCÂMBIO DE ENERGIA DO SISTEMA INTERLIGADO SUL/SUDESTE NO SISTEMA ENERSUL**

**J.M. ORTEGA<sup>1</sup>, J.O.P. PINTO<sup>1</sup>, H. Z. MAIA<sup>1</sup>, F. T. FILHO<sup>1</sup>, L. MILLER<sup>2</sup>, J. E. M. ASSUNÇÃO<sup>2</sup>**

<sup>1</sup> Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, Cidade Universitária, Caixa Postal 549, 79070-900, Campo Grande, MS, Brasil

<sup>2</sup> Enersul - Empresa Energética do Mato Grosso do Sul, Rua Gury Marques, 8000, 79.072-900, Campo Grande, MS, Brasil  
[jmortega@del.ufms.br](mailto:jmortega@del.ufms.br); [jpinto@nin.ufms.br](mailto:jpinto@nin.ufms.br); [helderzmaia@yahoo.com.br](mailto:helderzmaia@yahoo.com.br); [faetinho@gmail.com](mailto:faetinho@gmail.com); [lucas.muller@enbr.com.br](mailto:lucas.muller@enbr.com.br); [estudos-enersul@enbr.com.br](mailto:estudos-enersul@enbr.com.br)

**Resumo** – Devido à característica do Sistema Interligado Nacional e à localização do Estado de Mato Grosso do Sul, este acaba por se tornar um elo frágil na conexão entre os sistemas Sudeste e Sul, tornando-se susceptível a alterações significativas, no que diz respeito ao comportamento das perdas, quando sujeito a diferentes cenários de intercâmbios energéticos entre essas regiões. A estratificação destas perdas é de grande valia, pois permite que se possa reavaliar os custos normalmente transferidos ao consumidor. Este trabalho objetiva criar um modelo computacional que permita determinar a parcela das perdas técnicas relativas somente ao consumo interno do sistema Enersul diante da perda total, que inclui as perdas devido ao intercâmbio energético entre as regiões Sul e Sudeste. O trabalho apresenta a metodologia de elaboração do banco de dados e o processo de avaliação da viabilidade do emprego da técnica de inteligência artificial denominada Redes Neurais Artificiais.

**Palavras-chave** – Redes Neurais Artificiais, Perdas Técnicas, Análise Componente Principal

### **1. Introdução**

O Devido à característica do Sistema Interligado Nacional (SIN) e à localização do Estado de Mato Grosso do Sul, este acaba por se tornar um elo frágil na conexão entre dois sistemas elétricos fortes, sistemas Sudeste e Sul, tornando-se susceptível a alterações significativas, no que diz respeito ao comportamento das perdas, quando sujeito a diferentes cenários de intercâmbios energéticos entre essas regiões.

A implementação, em março de 2005, da Resolução ANEEL Nº 344/2002 alterando a localização dos pontos de medição para a fronteira da Rede Básica acarretou na incorporação de perdas ao sistema ENERSUL. O ponto de medição do fluxo de energia, localizado em Campo Grande, foi modificado para a fronteira com o estado de São Paulo, agregando ao sistema Enersul a contabilização das perdas oriundas de quatro circuitos em 138 kV (aproximadamente 300 km) que ligam a Subestação de Jupirá à Subestação Campo Grande Eletrosul.

A composição do incremento nas perdas não se deve somente ao reposicionamento da medição como também à política de intercâmbios entre as regiões Sul e SE/CO. Ou seja, a elevação da transferência de energia da região Sudeste para a região Sul ocasiona um aumento de carregamento nas linhas de 138 kV do sistema Enersul e, conseqüentemente, uma elevação no nível de perdas elétricas no sistema (custos não gerenciáveis). Esta alteração dos pontos de medição, associada à topologia elétrica elevou as perdas técnicas significativamente.

A aplicação da técnica de inteligência artificial denominada Redes Neurais Artificiais (RNA's) na obtenção das perdas Enersul separadas das Perdas Intercâmbio dado um cenário de cargas e intercâmbio, possibilita a empresa discutir a respeito do rateio do custo das perdas, custo que atualmente é agregado aos custos da empresa.

Neste contexto, este trabalho apresenta uma metodologia capaz de decompor as perdas totais em suas parcelas constituintes: perdas próprias do sistema Enersul (Perdas Enersul), perdas provenientes do intercâmbio entre as regiões Sul e Sudeste (Perdas Intercâmbio), com o intuito de determinar que parcela seja de fato oriunda das cargas do Sistema Enersul quando há um aumento no nível de intercâmbio energético.

Tomando-se como base as medições mensais (energia mensal consumida em cada barra do sistema, perdas totais e o nível de intercâmbio realizado) do período de 2002 a 2008, foi estabelecida uma metodologia de simulação, a qual partindo das perdas totais, possibilitasse determinar as perdas Enersul e as perdas de intercâmbio de forma distinta a cada mês para viabilização do treinamento da RNA.

Através de um estudo preliminar da viabilidade da utilização de RNA's para derivação do modelo que permitiria associar um dado cenário mensal de consumo energético às perdas decompostas, verificou-se que devido ao grande número de variáveis de entrada (condições de operação do sistema Enersul e o cenário de intercâmbio de energia entre os sistemas SE e SUL) o tratamento destas informações torna-se um problema de modelagem de dados. Logo, a identificação da dependência entre estas variáveis de entrada através da aplicação da técnica estatística “PCA – Análise de Componente Principal” justifica-se por proporcionar uma pré-filtragem dos dados e uma conseqüente redução na dimensão do problema.

## **2. Levantamento dos Dados**

Através de um levantamento dos dados junto a ENERSUL foi possível levantar as reais condições operacionais do sistema de MS, ou seja, permitiu avaliar e identificar as condições determinantes (variáveis de interesse) para a análise das perdas resultantes do intercâmbio Sul/Sudeste. Devido ao fato da Enersul dispor somente do banco de dados referente a topologia atual do sistema, tornou-se necessário adequar a topologia do sistema aos anos de 2002 a 2008, de forma a se igualar com a topologia do sistema no ponto de medição desejado. Neste contexto, partiu-se do banco de dados de medição de cargas do sistema Enersul, o qual possui as medições mensais do fluxo de cargas no sistema do Mato Grosso do Sul, com intercâmbio variável no período. Através da utilização deste banco de medição de energia em MWh das subestações do sistema Enersul, iniciou-se o processo através de duas linhas de desenvolvimento que ocorreram em paralelo: uma responsável pela elaboração do banco de dados com as perdas discriminadas (parcela Enersul e parcela intercâmbio) e outra responsável pelo estudo de viabilidade do uso de RNA's.

### ***2.1 Obtenção do Banco de Dados Contendo as Perdas Oriundas do Intercâmbio e Perdas Próprias do Sistema ENERSUL***

A hipótese fundamental utilizada nesta etapa é a separabilidade das perdas totais nas componentes supracitadas, a qual se baseia na realidade física do problema. Dado um cenário de carregamento do sistema Enersul, sem intercâmbio entre as regiões Sudeste e Sul, existe uma perda própria do sistema Enersul. Nesta mesma condição de carga, o estabelecimento de um fluxo de potência entre o Sudeste e o Sul implicará, necessariamente, num aumento das perdas totais apuradas no sistema Enersul. Este incremento nas perdas constitui as perdas devidas ao intercâmbio.

Na obtenção do banco de dados contendo as perdas oriundas do intercâmbio e perdas próprias do sistema Enersul de forma discriminada, foram elaborados para cada mês (pontos de operação), “decks” (conjunto de dados e comandos para a utilização no simulador de fluxos de potência), responsáveis pelo ajuste da carga e da topologia dos pontos de operação existentes nestes arquivos de simulações de longo prazo, para tornar possível a representação de todos os meses compreendidos no banco de dados. Devido aos pontos de operação ajustados pelos “decks” apresentarem intercâmbio energético nulo entre as regiões Sudeste e Sul, estes foram utilizados para separar as parcelas intercâmbio e Enersul, das perdas totais apresentadas no banco de dados. A partir dos resultados da simulação, comparando os valores medidos com os valores simulados, pode-se validar os dados referentes à topologia utilizada.

Para dar início ao processo de simulações computacionais, que correspondem a simulações de fluxos de potência, se fazem necessários ajustes de configuração elétrica e cargas. Com relação aos ajustes de topologia elétrica para todos os meses do banco de dados fornecidos pela Enersul, utilizaram-se recursos como históricos das alterações topológicas no sistema Enersul registrados desde o ano de 2002, e

também de avaliações de especialistas no sistema em estudo. Desta forma foi possível com o auxílio de “decks”, a implementação da configuração elétrica para todos os meses entre os anos de 2002 a 2008 no simulador de fluxo de potência ANAREDE. Deste modo, o modelo de simulação de um determinado mês é considerado válido quando a diferença entre a perda total simulada e a medida encontra-se dentro da precisão numérica possibilitada pelo programa simulador.

## 2.2 Estudo de Viabilidade do Emprego de RNA's

Enquanto, a metodologia de separação de perdas era aplicada, procedeu-se a avaliação da possibilidade de emprego de RNA's em virtude da facilidade que elas proporcionam para a obtenção de um modelo dire-tamente dos dados. As metodologias de modelagem baseada em dados apresentam entre suas vantagens a derivação de um modelo cujas suposições estejam concentradas nas propriedades intrínsecas dos dados e na existência de um princípio físico ou correlação estatística que estabeleça uma relação entre as variáveis de entrada e as de saída. Neste caso, é possível separar as perdas próprias das perdas oriundas do intercâmbio. Ao usar um conjunto de dados completos é desnecessário novas suposições.

As RNA's fazem parte de um conjunto de técnicas de inteligência artificial [1] que utilizam modelos matemáticos simplificados dos neurônios biológicos para elaboração de arquiteturas neuronais especializadas na solução de determinado problema. Uma vez definida uma arquitetura apropriada para o problema é preciso fazer com a rede neural escolhida consiga estabelecer um mapeamento entre as variáveis de entrada e as de saída. Este processo é denominado treinamento ou aprendizagem da rede e consiste num algoritmo iterativo que minimiza uma métrica de erro adequada ao problema e a arquitetura.

Ao final deste processo a rede neural estabeleceu um modelo intrínseco relacionando entradas a saídas. No entanto, este modelo precisa ser validado num processo chamado teste de generalização da rede. Este procedimento consiste em usar uma parte dos dados, que foi separada antes do treinamento, como entrada para a rede neural e comparar as suas saídas com as saídas presentes nos dados. Deste modo, é possível detectar problemas, como overfitting, e estabelecer a precisão que se pode esperar da rede.

Especificamente para as redes MLP's (*Multilayer-Perceptrons*) pode-se demonstrar que elas são capazes de representar qualquer função real de múltiplas variáveis de entrada e saída precisando ajustar apenas o número de neurônios presentes na camada oculta ou intermediária [2].

Entretanto, isso só é possível se existirem dados suficientes e de boa qualidade. As MLP's precisam de um número significativo de exemplos, que depende da complexidade do mapeamento entradas - saídas. Portanto, quanto mais complexo o mapeamento mais exemplos significativos serão necessários e maior será o número de neurônios na camada intermediária.

Entretanto, após empregar os dados brutos no treinamento das redes, constatou-se um grande erro de generalização (o menor erro em torno de 49%). A fonte deste erro pode ser atribuída tanto a uma quantidade insuficiente de dados como a inadequação dos dados brutos para o processo de aprendizagem.

Conseqüentemente, passou-se a uma análise dos dados brutos para se averiguar se seria necessário apenas um pré-tratamento ou se seria necessário aumentar a quantidade de dados. Foi possível constatar que um grande número de subestações seguiam tendências semelhantes, ou seja, eram colineares, conforme se pode observar na Figura 1.

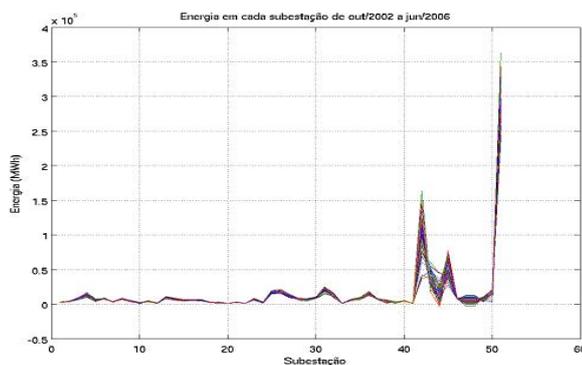


Figura 1 – Energia em cada subestação durante os 45 meses analisados.

A apresentação destes dados que possuem apenas diferenças de magnitude, mas contém basicamente a mesma informação atrapalha o processo de aprendizagem das redes.

Esta característica do conjunto de dados motivou o emprego da ferramenta estatística PCA (Análise de Componente Principal) [3], que executa uma transformação linear obtendo como resultados as componentes ortogonais, permitindo assim, uma redução de variáveis pela determinação de dependência entre elas. Ou seja, a aplicação da técnica PCA proporcionou uma pré-filtragem dos dados e uma conseqüente redução da dimensão do problema, conforme Figura 2. Nesta figura, pode-se notar que com apenas quinze componentes principais, é possível se obter em torno de 95% das informações contidas nos dados originais (45 barras). Verifica-se ainda que cerca de 90% da informação contida no banco original pode ser reduzida para um conjunto de apenas sete entradas.

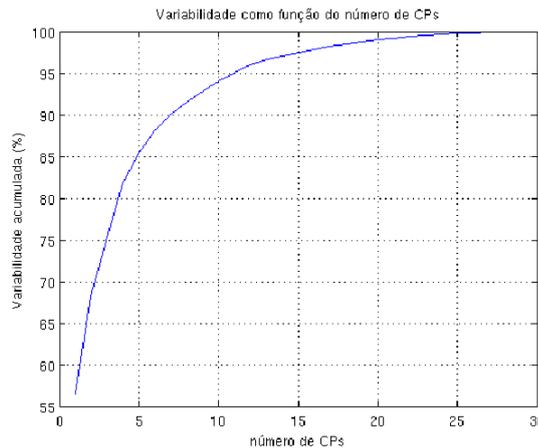


Figura 2 – Variabilidade dos dados em função do número de componentes.

A aplicação da PCA mostrou-se suficiente para que o desempenho nos testes de generalização das redes alcançasse padrões aceitáveis (em torno de 3,6% com desvio padrão de 2,8%). Deste modo, não foi preciso aumentar o conjunto de dados utilizados no processo de treinamento.

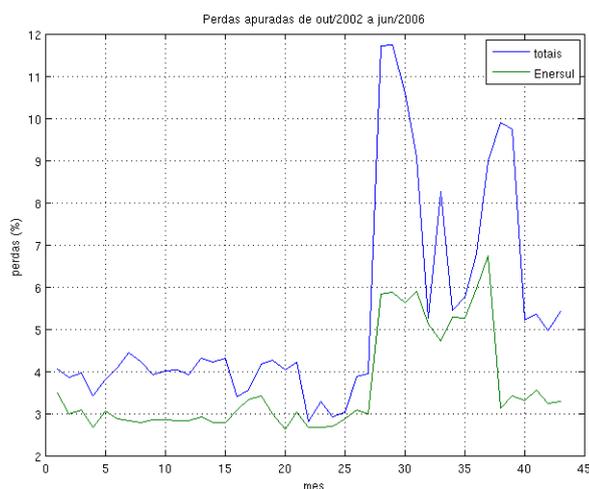
### 3. Resultados

O modelo de simulação baseado em técnicas de inteligência artificial (redes neurais artificiais), foi desenvolvido no software MATLAB e testado com dados reais fornecidos pela concessionária. Foram determinados os índices de desempenho das estimativas fornecidas pelo modelo, verificando-se a validade da metodologia proposta.

Utilizando os dados disponíveis entre outubro de 2002 a junho de 2008 procedeu-se o treinamento das redes neurais e o teste da sua capacidade de generalização. Os dados são formados pelas energias mensais em MWh consumidas em cada subestação do sistema Enersul, a respectiva perda porcentual total aferida e perda própria da concessionária obtida por meio de simulação no ANAREDE seguindo a metodologia de elaboração de cenários anteriormente apresentada.

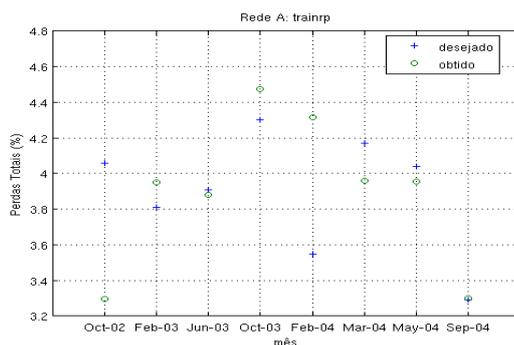
Os dados de consumo mensal de energia são submetidos a PCA, cujas saídas, as componentes principais, são utilizadas no treinamento e validação das redes neurais. Estas possuem uma única camada oculta empregando neurônios sigmoidais e a camada de saída utiliza neurônios lineares.

Os algoritmos de treinamento utilizados foram `trainrp` e `traingdx`, fornecidos no toolbox de redes neurais do MATLAB. Ambos utilizando o MSE (*Mean Square Error*) como critério de parada. Como pode ser visto na Figura 3 houve uma mudança significativa no perfil das perdas totais do sistema e nas perdas próprias da concessionária em virtude da mudança do ponto de medição em março de 2005 (28º mês). Em virtude disso, o período foi subdividido de maneira a tornar o desempenho das RNA's melhor e suas estimativas mais confiáveis.



**Figura 3** – Perfil das perdas totais e próprias.

Dentro de cada um dos períodos mencionados foram treinadas e validadas duas RNA's, uma para estimação das perdas totais e outra para estimação das perdas próprias. Para cada rede foi conduzida uma investigação específica que permitiu identificar o número de componentes principais a ser utilizado, a topologia da rede neural e seus parâmetros de treinamento para que se obtivesse o menor Erro Relativo Absoluto Médio (ERM) de estimação. O resultado do teste de generalização para uma rede neural contendo 8 neurônios na camada oculta encontra-se na Figura 4.



**Figura 4** – Desempenho de uma rede MLP 8-8-1 no teste de generalização das perdas totais.

Na Figura 5 encontra-se um resumo comparativo do desempenho de RNA's com mesma topologia, utilizando o mesmo número de componentes principais no pré-processamento dos dados, mas com diferentes critérios de parada de treinamento e diferentes algoritmos de treinamento.

Observa-se que estes fatores têm uma influência significativa no desempenho das redes. O detalhe do teste de generalização da melhor RNA obtida encontra-se à Figura 4 e o resultado é para estimação da perda total.

**Figura 5** – Teste de generalização da melhor RNA para estimação das perdas totais.

A Tabela 1 sumariza o desempenho no teste de generalização para as melhores redes obtidas para cada um dos dois períodos. Como se pode observar o pior resultado obtido apresenta um ERM de 8,87%.

Observou-se que de maneira geral o melhor desempenho na estimação das perdas totais ocorreu quando se utilizou 8 componentes principais no processo de treinamento. Na estimação das perdas próprias o número ótimo de componentes principais foi 10.

Ainda verificou-se que a interrupção do treinamento para valores maiores de MSE traduziu-se em menores ERM's. Ou seja, ficou claro a influência do overfitting, a diminuição do MSE de treinamento além do ponto ótimo acarreta uma deterioração da qualidade da generalização.

Isto também explica a tendência de obtenção de melhores resultados por parte do algoritmo de treinamento trainrp. Este possui uma convergência mais lenta que o traingdx, resultando em diminuições no MSE mais suaves.

**Tabela 1** - Resumo do desempenho de generalização das RNA's.

Período	Tipo de perda estimada	ERM (%)	DVP (%)
Out/2002 a fev/2005	Total	7,03	8,32
	Própria	8,87	6,69
Mar/2005 a jun/2006	Total	7,30	6,52
	Própria	8,02	6,81

#### 4. Conclusão

A Este trabalho apresentou uma metodologia que permite a utilização de Redes Neurais Artificiais na decomposição das perdas totais do sistema Enersul em perdas próprias e perdas provenientes do intercâmbio entre as regiões Sul e Sudeste.

O pior erro relativo absoluto médio obtido pelas RNA's foi de 8,87% com desvio-padrão de 6,69%. Considerando a quantidade de dados disponível e a existência de alguns pontos singulares que não seguem o comportamento típico das perdas, os resultados se mostram consistentes. A apresentação dos detalhes dos testes de generalização permitiu constatar que o erro de estimação é relativamente alto apenas para os pontos com comportamento atípico, enquanto os erros são bem menores para os demais pontos. Desta forma, o conjunto de dados de teste generalização apresentados e utilizados levam ao pior desempenho de generalização das redes, pois os pontos atípicos são usados na validação do treinamento. Assim sendo, estes erros são estimadores pessimistas, sendo possível obter resultados com ERM da ordem 3% usando os mesmos dados.

#### Referências:

- [1] S. Haykin. **Redes Neurais, Princípio e Prática**. Bookman, 2001.
- [2] G. Cybenko. Approximation by superpositions of a sigmoidal function. **Mathematics of control, Signal and Systems**, 1989, 2:303-314.
- [3] I. T. Jolliffe, **Principal Component Analysis**. Springer, 2002.