

## Sistema Neuronal de Monitoração de Cargas Elétricas Residenciais

Charles B. do Prado<sup>1</sup>, José Manoel de Seixas<sup>1</sup>

<sup>1</sup>COPPE/EE/UFRJ, C.P. 68504, Rio de Janeiro, 221945-970, Brasil

E-mails: bezerra@lps.ufrj.br, seixas@lps.ufrj.br

### Abstract

*An electrical load monitoring system for household appliances is developed. It is based on neural processing and principal discriminating analysis. Over 160 appliances split into six classes, the system classifies correctly more than 90% of the sample. System Implementation on a parallel machine and on a single digital signal processor is evaluated.*

### 1 Introdução

Nas últimas décadas, a preocupação com a conservação de energia elétrica vem se acentuando em escala mundial. Esta preocupação advém principalmente do fato que os sistemas atuais de fornecimento de energia elétrica exigem elevados níveis de investimento, para suprir a demanda projetada para os próximos anos. O gerenciamento desta demanda permite, a custos menores, postergar ou mesmo evitar esses investimentos.

Em países em desenvolvimento, como o Brasil, as taxas anuais de consumo de energia elétrica vêm se elevando. Este aumento no consumo de energia elétrica vem levando esses países a desenvolverem planos de expansão do setor elétrico, de maneira a possibilitar um crescimento ordenado do comércio, das indústrias, das áreas residenciais e de diversos outros setores consumidores de energia elétrica.

É extremamente importante, então, que as empresas distribuidoras de energia elétrica tenham o conhecimento do perfil de consumo dos habitantes de uma região, e até do país, para que os recursos disponíveis de fornecimento de energia elétrica sejam administrados de forma eficiente e os planos de expansão de fornecimento de energia elétrica sejam condizentes com as necessidades de mercado.

A distribuição do consumo por atividades, mostrada na Figura 1 nos permite verificar que o setor residencial responde por cerca de 25% do consumo nacional de energia, que se encontra em torno de 287TWh (anuais) [1]. Esta porcentagem elevada é um motivo extremamente convincente para que programas de conservação de energia elétrica neste setor sejam desenvolvidos.

Programas de conservação de energia elétrica no setor residencial vêm sendo desenvolvidos, como o programa PROCEL (Programa de Combate ao Desperdício de Energia Elétrica). Uma das finalidades deste programa é conscientizar a população a economizar energia elétrica,

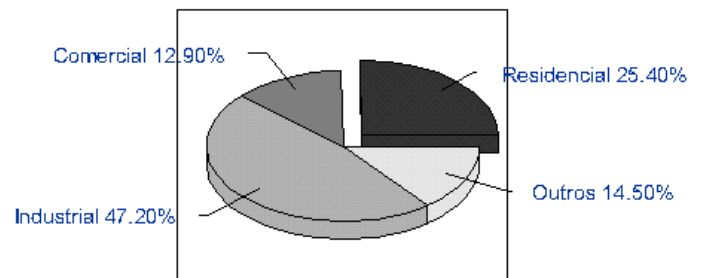


Figura 1: Distribuição do consumo energético por atividades

principalmente em horários em que o consumo se mostra mais elevado (“horários de pico”). Este programa visa também determinar um padrão de qualidade para os diversos equipamentos eletrodomésticos, para se minimizarem as perdas associadas aos equipamentos que consomem além do especificado pelas normas técnicas.

Neste trabalho estaremos desenvolvendo um sistema não-invasivo de identificação de cargas elétricas. Embora existam outras técnicas para identificação [2], neste projeto estaremos utilizando a técnica não-invasiva para monitoramento de cargas elétricas.

A técnica não-invasiva se mostra mais vantajosa, em relação aos outros métodos pelo fato do monitoramento de cargas elétricas ser feito por um sistema que fica externo à residência. O levantamento de informações, tais como demanda de potência ativa e reativa, corrente, tensão, fase e temperatura podem ser feitas sem que o residente seja incomodado com a entrada de uma pessoa estranha em sua residência, para realizar o monitoramento das cargas elétricas.

O sistema de monitoração de cargas elétricas proposto é baseado na aquisição das amostras do transiente dos equipamentos eletrodomésticos e a identificação é feita através de um discriminador neuronal obtido a partir da análise de componentes principais de discriminação [3].

Na seção seguinte, estaremos detalhando o sistema de aquisição de dados e a caracterização dos eletrodomésticos abordados neste trabalho. A Seção 3 descreve o projeto da rede neuronal utilizando a análise de componentes principais de discriminação. Na Seção 4 abordaremos as possibilidades de implementação do sistema de monitoração de cargas elétricas. Na Seção 5 estaremos relatando algumas conclusões e trabalhos futuros.

## 2 Aquisição de Dados

Recentes estudos têm avaliado o desempenho de sistemas e implementação de sistemas neuronais de monitoração de cargas elétricas [4, 5]. Neste trabalhos, os dados foram adquiridos utilizando um osciloscópio digital com uma taxa de amostragem de 500 amostra/s que armazenava as amostras de corrente ao longo de 2 segundos. Posteriormente, eram extraídos os picos de corrente dessas amostras, considerando-se que o transiente é modulado por uma senóide de 60Hz. Assim, foi possível se agrupar os equipamentos eletrodomésticos em sete classes, abaixo exemplificados.

1. Refrigeradores
2. Equipamentos resistivos
3. Ventiladores e Circuladores
4. Equipamentos com motores universais
5. Equipamentos Eletrônicos
6. Lâmpadas incandescentes
7. Lâmpadas fluorescentes

Neste trabalho utilizamos um sistema baseado em um conversor A/D de 8 bits, que armazena, de forma direta, os picos de corrente, utilizando uma taxa de amostragem de 30Hz, também ao longo de 2 segundos, sendo adquiridas um total de 160 amostras de pico de corrente. Esse sistema é um sistema móvel, que nos permitiu caracterizar diversos transientes de eletrodomésticos em diferentes residências.

Os equipamentos eletrodomésticos usados neste trabalho foram agrupados em seis classes, abaixo enumerados.

1. Refrigeradores
2. Equipamentos resistivos e ventiladores
3. Equipamentos com motores universais
4. Lâmpadas incandescentes
5. Lâmpadas fluorescentes
6. Microondas

Em comparação ao trabalho anterior os equipamentos eletrônicos não foram abordados em nossa análise, pois o sistema de aquisição não era sensível a picos de corrente menores que 0,5 Amperes como encontrados nestes equipamentos.

Como o consumo de corrente e os transientes dos equipamentos resistivo e dos ventiladores apresentam características semelhantes agrupamos essas duas classes em uma única classe, diminuindo a complexidade do projeto do discriminador.

Nos preocupamos, neste trabalho, em caracterizar equipamentos eletrodomésticos não abordados em trabalhos anteriores como, por exemplo, os fornos de microondas. Observamos, então, que as assinaturas dos transientes de microondas não se correlacionavam com as assinaturas dos transientes de outras classes de eletrodomésticos, o que fez com os fornos microondas formassem uma nova classe de eletrodoméstico. As figuras ?? mostra assinaturas de transientes de alguns equipamentos eletrodomésticos, inclusive de um forno microondas.

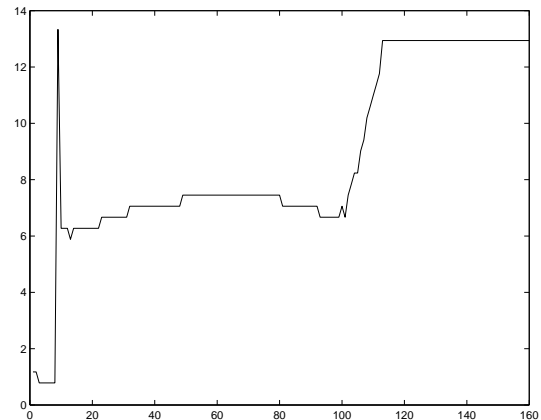


Figura 2: Transiente típico de um microondas

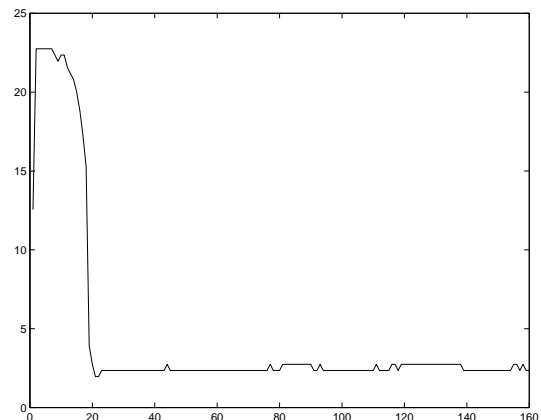


Figura 3: Transiente típico de um refrigerador

## 3 Análise de Discriminação Principal

A análise de componentes principais [6] é conhecida como uma técnica que permite a redução da dimensão de um espaço de dados, com a garantia de preservação da informação principal contida no espaço de entrada original. Para a classificação neuronal dos padrões, projetam-se os dados originais no conjunto reduzido de componentes principais e tais projeções alimentam a rede neuronal [2]. Por outro lado, o método de componentes principais de discriminação principal não enfatiza a preservação da

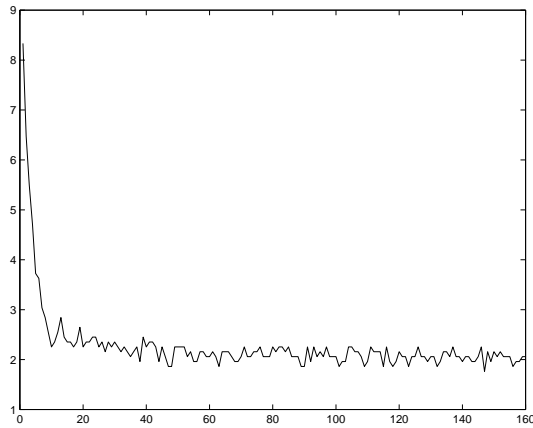


Figura 4: Transiente típico de um equipamento de motor universal

informação do espaço de entrada original, mas procura direções de componentes principais que permitam a identificação de classes com eficiência. Tipicamente, a análise de discriminação permite altos níveis de compressão de dados.

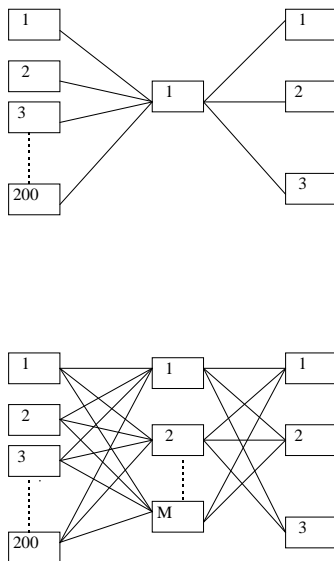


Figura 5: Extração de componente de discriminação principal: primeira (acima) and M-th (abaixo) componentes são mostrados.

A figura 5 mostra como a análise de componen-

tes principais de discriminação podem ser extraídas utilizando-se uma rede neuronal escalável e completamente conectada. A rede neuronal começa com um único neurônio na camada intermediária e é treinada, como um classificador, pelo método backpropagation. O critério de parada usado para o processo de aprendizado foi de se obter a melhor eficiência de classificação possível, com um único neurônio na camada intermediária. No final do treinamento, o vetor de pesos que conecta a camada de entrada com a camada intermediária representa a primeira componente de discriminação. Uma nova componente é extraída, cada vez que se acrescenta rede ao se acrescenta um novo neurônio na camada intermediária, essa nova rede neuronal é treinada somente para os pesos que conectam o vetor de entrada a esse novo neurônio. Os outros pesos, que conectam o espaço de entrada à camada intermediária, se mantêm inalterados durante o processo de treinamento, já que representam as componentes de discriminação extraídas nas fases anteriores. Os vetores de pesos, que conectam a camada intermediária à camada de saída, são retreinados para cada componente adicionada, para que a rede neuronal possa combinar otimamente as contribuições de cada componente de discriminação disponível em cada passo. As componentes são extraídas até o ponto em que a eficiência de discriminação não melhora significativamente. Note-se que a extração de componentes se encontra integrada com o projeto do classificador, uma vantagem importante deste método em relação a análise de componentes principais de reconstrução, que exige uma rede classificadora operando sobre a informação projetada em suas componentes.

No caso do sistema de monitoração de cargas elétricas, o objetivo é discriminar seis classes de eletrodomésticos. Ao invés de considerarmos um neurônio de saída para cada classe e usarmos a máxima probabilidade para identificar a classe vencedora para um dado padrão de entrada apresentado à entrada da rede neuronal, utilizamos uma codificação binária dos neurônios de saída. Usando essa codificação, somente três neurônios são necessários para representar as seis classes. A análise de discriminação foi, então, feita considerando os dados de saída codificados. Como função de ativação foi selecionada a tangente hiperbólica, sendo que os valores alvo -1 representam saídas inativas e as saídas ativas apresentam um valor alvo +1.

Para uma rede com saída codificada, somente três componentes de discriminação foram necessárias para classificar, corretamente, mais de 90% das amostras de dados. As redes neuronais foram simuladas através do pacote JETNET 2.0 [7]. As amostras de dados das respostas transientes foram normalizadas por um fator fixo de 100 Amperes, que corresponde ao máximo valor de corrente esperado que um equipamento eletrodoméstico poderia produzir na prática.

Os resultados obtidos mostram que uma rede neuronal compacta é capaz de realizar eficientemente a tarefa de monitoração de carga elétrica, através do mapeamento

de um espaço de entrada de alta dimensão em somente três componentes. Devido a esta compacticidade, a velocidade de processamento pode ser elevada.

## 4 Implementação

Nesta seção, avaliamos a implementação em “hardware” programável do sistema de monitoração baseado em componentes principais de discriminação.

### 4.1 Implementação Paralela

Uma possibilidade de implementação do sistema de monitoração de cargas elétricas residenciais seria a utilização de um sistema de computação paralela. Em trabalho anterior [4] o enfoque da implementação foi exatamente a utilização de uma computação paralela que permitisse que o sistema de identificação processasse um determinado padrão de entrada em tempo real. Foi utilizado, então, o Sistema TN-310 [8], que é uma máquina paralela composta com 16 nós de processamento. Cada nó de processamento é composto por um Transputer T9000 e um processador digital de sinais (ADSP-21020) que atua como coprocessador do T9000, para otimizar aplicações de processamento de sinais. Essa máquina paralela permite que todos os nós se comuniquem entre si através de uma rede de chaves de chaves (baseado nos chips C104).

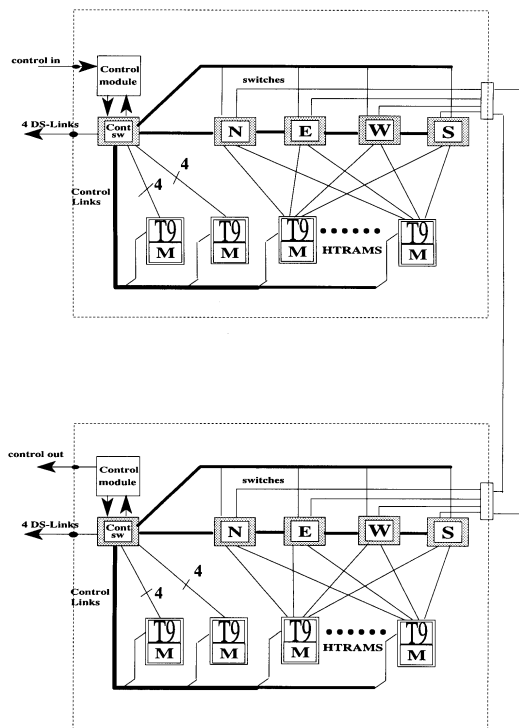


Figura 6: Arquitetura do Sistema TN-310

Para a rede neuronal utilizada neste trabalho, o tempo de processamento de um determinado padrão de entrada

apresentado a rede seria de  $120\mu s$ , usando-se um paralelismo de dados, isto é, cada nó de processamento realizaria a mesma tarefa de discriminar (classificador neuronal) as classes de eletrodomésticos.

A implementação paralela seria justificada se considerássemos um cenário na qual cada residência, de uma determinada região, teria instalado uma unidade de transmissão de dados. Uma simples aquisição de dados seria feita, localmente, e os dados transferidos para uma unidade central de processamento, que processaria paralelamente os dados recebidos de subestações.

### 4.2 Implementação em único processador

Poderíamos considerar dois cenários diversos, em que a implementação do sistema de monitoração de cargas elétricas poderia ser feita em um processador simples.

O primeiro cenário considera que cada residência teria uma unidade de processamento instalada. Essa unidade processaria os dados adquiridos e, após um determinado tempo, os dados dessas unidades de processamento seriam transferidas para um processador central que realizaria uma análise final.

Uma outra possibilidade seria caracterizada ao considerarmos um grupo específico de residências ou um bloco de apartamentos a ser monitorado. Em cada residência (apartamento) uma unidade de aquisição de dados é instalada e os dados transferidos para um processador local, que poderia processar os dados provenientes desse grupo de residências ou bloco de apartamentos. Os dados armazenados neste processador local poderiam ser transferidos para uma unidade central, para uma análise final.

Essas unidades de processamento local podem ser implementadas utilizando um processador digital de sinais (DSP), que é um processador digital de sinais otimizado para realizar uma operação de produto interno em um único ciclo de clock, ou um microprocessador.

Em trabalhos passados [4, 5], o sistema de monitoração de cargas elétricas foi implementado se considerando um ADSP-21060, o qual é um processador digital que roda a um clock de 40MHz e utiliza o ADSP-21020 como seu processador central. Inclui também um processador de I/O e uma interface de comunicação com um sistema externo (host).

Para a rede neuronal projetada neste trabalho o tempo de processamento utilizando o ADSP-21060 seria de  $43\mu s$ .

Atualmente, os estudos têm se voltado para uma implementação que utilize um microprocessador programável ao invés de um DSP, isto pois está em desenvolvimento, no CEPEL (Centro de Pesquisas de Energia Elétrica), um sistema de monitoração que utilizará o microprocessador 8031, que é um microcontrolador programável com 32Kb de memória interna e com 8 bits de endereçamento. Como o processamento utilizado por esse sistema não é baseado num classificador neuronal, no momento modificações de software e hardware estão sendo feitas para que este sistema seja implementado com a rede neuronal projetada neste trabalho.

## 5 Conclusões e Trabalhos futuros

Um sistema neuronal de monitoração de cargas elétricas foi implementado. Esse sistema utiliza a análise de componentes principais de discriminação para compactação de dados e os nós de saída da rede neuronal foram codificados binariamente para permitir um tempo de processamento ainda menor. Sobre 163 eletrodomésticos mais de 90% dos equipamentos, agupados nas seis classes de eletrodomésticos, foram corretamente classificados.

Este sistema permitiu a caracterização de uma nova classe de eletrodoméstico, a classe do microondas. Isto nos faz concluir que, com os lançamentos contantes de novos equipamentos eletrodomésticos no mercado, uma nova caracterização do perfil do consumo residencial pode se fazer necessária constantemente.

Este sistema pode ser implementado em um ambiente de processamento paralelo (Sistema TN-310) ou utilizando um único processador que pode se um DSP ou um microcontrolador, dependendo das condições concretas da aplicação.

Um estudo que vem sendo feito é a investigação da correlação entre os dados obtidos com o sistema de aquisição de dados deste projeto e com o sistema utilizado em trabalhos passados [4, 5]. Esse estudo nos ajudará a elucidar a flutuacao estatística intra-classes.

## 6 Agradecimentos

Este trabalho foi parcialmente apoiado pelo CEP-EL (Centro de Pesquisas de Energia Elétrica), CAPES, CNPq e FAPERJ.

## Referências

- [1] *Eletricidade Moderna*. Brasil, especial edition, Julho 1997.
- [2] J. C. R. Aguiar. Identificação não-invasiva de cargas elétricas residenciais utilizando redes neurais. Master's thesis, UFRJ, 1996.
- [3] L. Caloba, J. M. Seixas, and F. S. Pereira. Neural discriminating analysis for a second-level trigger system. *Computing in High Energy Physics*, 1997.
- [4] J. M. Seixas, L. P. Caloba, J. C. R. Aguiar, and C. B. Prado. A neural nonintrusive electrical load identification using a parallel machine. *Third International Conference Engineering Applications Neural Networks*, pages 277–280, 1997.
- [5] J.M.Seixas, C.B.Prado, L.P.Caloba, and J.C.R.Aguiar. An electric load monitoring system based on expert neural networks and parallel processing. *International Conference on Intelligent System Application to Power System*, 1997.
- [6] J. Hertz, A. Krogh, and R. G. Palmer. *Introduction to the Theory of Neural Computation*. Addison - Wesley, 1991.
- [7] C. L. Lonnald and T. Rognvaldsson. *Pattern Recognition in High Energy Physics with Artificial Neural Networks - JETNET 2.0*. Department of Theoretical Physics, University of Lund, Sweden, 1991.
- [8] Telmat Multinode, França. *TN 310 System Manual and Training Set*, 1995.