

# REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E TÉCNICA FUZZY PARA APLICAÇÕES EM PRÓTESES AUDITIVAS

DERICK V. BRUNO<sup>1</sup>, RUBERLEI GAINO<sup>1</sup>, MARCIO R. COVACIC<sup>1</sup>,  
HELOISA A. DA S. V. BRUNO<sup>2</sup>, FABIO A. GENTILIN<sup>3</sup>

1. *Laboratório de Controle Avançado, Robótica e Engenharia Biomédica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual de Londrina – Centro de Tecnologia e Urbanismo, Rodovia Celso Garcia Cid (PR 445), Km 380, 86057-970, Londrina, PR, Brasil*  
*E-mails: derickvoll@gmail.com, rgaino@uel.br, marciocovacic@uel.br*
2. *Clínica de Fonoaudiologia, Departamento de Fonoaudiologia, Faculdade Ingá, Rodovia PR 317, nº 6114, 87035-510, Maringá, PR, Brasil*  
*E-mail: heloisabruno@institutovoz.com.br*
3. *Laboratório de Automação e Instrumentação Inteligente, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual de Londrina – Centro de Tecnologia e Urbanismo, Rodovia Celso Garcia Cid (PR 445), Km 380, 86057-970, Londrina, PR, Brasil*  
*E-mail: fabiogentilin@yahoo.com.br*

**Abstract**— Hearing devices has been evolved over time in several aspects, since the miniaturization of electronics until advanced digital signal processing algorithms, getting more power and accuracy. Obtaining of a system able to identify the environment where the individual is and, automatically, orientation of the gains at specific frequencies is the target of this work. So, it was suggested the use of fuzzy technique, as a function of sound environmental selection, and building of artificial neural networks with samples and pre-determined targets through the use of filters. With this system, it could be observed a more precise amplification for individuals with hearing loss, because it is directed to each environment, improving the sound sensitivity and thus the quality of life for them. This means that sophisticated control techniques such as fuzzy and artificial neural networks, which has wide applications, can be implemented in algorithms to improve the sound amplification applications for hearing devices.

**Keywords**— *Neural Networks, Fuzzy Technique, Hearing Devices*

**Resumo**— As próteses auditivas vêm evoluindo ao longo do tempo em diversos aspectos, desde a miniaturização da eletrônica até avançados algoritmos de processamento do sinal digital cada vez mais poderosos e precisos. A obtenção de um sistema capaz de identificar o ambiente onde o indivíduo se encontra e o direcionamento automático dos ganhos em determinadas frequências são alvos deste trabalho. Para tanto, sugere-se a utilização da técnica Fuzzy, como função de seleção sonora do ambiente, e implementação de redes neurais artificiais com amostras e alvos pré-determinados através de filtros. Com este sistema pôde ser observada uma amplificação sonora mais precisa para indivíduos com perdas auditivas, uma vez que é direcionada para cada ambiente, melhorando a sensibilidade sonora e, por consequência, a qualidade de vida dos mesmos. Com isso, entende-se que técnicas de controle sofisticadas como o fuzzy e redes neurais artificiais, as quais possuem amplas aplicações, podem ser implementadas em algoritmos para a melhoria nas aplicações de amplificações sonoras para as próteses auditivas.

**Palavras-chave**— *Redes Neurais, Técnica Fuzzy, Próteses Auditivas*

## 1 Introdução

A finalidade básica e primária do uso de uma prótese auditiva é, sem dúvida, a amplificação sonora da forma mais adequada e satisfatória possível. Porém, essa amplificação não é restrita aos sinais de fala, mas inclui também os sons ambientais, os sinais de perigo, tais como alarmes e incêndios, e de alerta, como campainhas ou telefones.

Também inclui os sons que melhoram a qualidade de vida do indivíduo, como músicas, cantos dos pássaros e outros. Além disso, uma das finalidades primordiais do uso da prótese (Almeida, 2003) é a de facilitadora nos aspectos educacionais e de desenvolvimento psicossocial e intelectual do deficiente auditivo.

Um dos maiores desafios da confecção de próteses auditivas e todo o seu processamento de sinal é sem dúvida, a questão dos ruídos. Isso acarreta em tornar o mundo dos sons significativos audível, sem com isso, submeter o ouvinte à presença de ruídos do cotidiano, os quais julga não serem atraentes. Os usuários de próteses auditivas têm um incômodo bastante considerável quando descobrem que a voz amplificada de seus familiares é acompanhada pelo aumento da audição de sons colaterais, ou seja, não desejados, como os ruídos da própria prótese.

A dificuldade de audição no ruído é corriqueiramente a queixa mais comum de todo consumidor com relação às próteses auditivas. O maior problema da presença do ruído cotidiano deve-se ao fato de o mesmo ser frequentemente uma entidade acústica dinâmica e mutável. Artigos como (Bogaert *et al*, 2006), (Lorenzi, GateHouse, Lever, 1999), (Noble,

Byrne, 1990), mostram que as pessoas localizam melhor os sons sem as próteses auditivas, em determinadas direções, devido aos ruídos. Diversas abordagens para filtrar esses ruídos geralmente apresentam resultados desapontadores. Isto acontece, primeiramente, devido às perdas na qualidade sonora e à redução de componentes essenciais da fala, quando esses são ora “alvos desejados”, ora interferências. Por exemplo, a voz da esposa falando quando o marido quer na verdade ouvir a televisão pode ser considerada uma interferência, ou seja, um ruído. Por outro lado, quando o marido deseja ouvir a voz da esposa, sendo esta agora o “alvo desejado”, e o cachorro começa latir, o ruído agora é o som emitido pelo cachorro.

Nos últimos anos alguns trabalhos apresentaram técnicas na tentativa de eliminação dos ruídos do som, em especial na fala. Em (Desloge, Rabinowitz, Zurek, 1997) é proposto um sistema em que o processamento se dá para um microfone de posição fixa, onde o som deveria ser originado em um ângulo específico. Surgem também trabalhos como (Maj, Wouters, Moonen, 2004), (Lotter, Varv, 2006), (Hoya *et al*, 2005) para microfones de posições múltiplas, onde o som poderia ser originado de diferentes ângulos.

Filtros *Wiener* múltiplos são conceituados (Klasen *et al*, 2005), (Klasen *et al*, 2007), (Doclo, Klasen, Bogaert, Moonen, Wouters, 2006), (Klasen, Bogaert, Moonen, Wouters, 2005) onde existe a tentativa de preservação do tempo e dos níveis de sinais. Em (Doerbecker, Ernst, 1996) é sugerida uma subtração espectral binaural com um filtro adaptativo *Wiener* para obtenção do cancelamento do ruído na reverberação. Modelos simples com filtros adaptativos com *Wiener* (Sakamoto, Li, Hongo, Akagi, Suzuki, 2007) aparecem na tentativa da eliminação dos ruídos.

Assim sendo, as próteses auditivas devem preservar os sons ambientes, sejam eles alvos ou interferências, permitindo ao usuário da prótese definir o que realmente deseja ouvir. O algoritmo que envolve a preservação desses sons ambientes, e sua amplificação dependendo do local onde o sujeito está, é alvo deste artigo. Para isso, uma breve introdução sobre técnicas *fuzzy* e redes neurais artificiais é desenvolvida abaixo.

### 1.1 Técnicas de controle *fuzzy*

O modo de comunicação entre processos analógicos contínuos e um microprocessador digital que seja capaz de interpretar situações subjetivas ou de incertezas, com valores numéricos bem definidos, é conhecido como Lógica Nebulosa ou Lógica *Fuzzy*.

Na lógica clássica, o conjunto da equação (1) é satisfeito:

$$\begin{aligned} \mu_A(x) &= 1, \text{ se } x \in A \\ \mu_A(x) &= 0, \text{ se } x \notin A \end{aligned} \quad (1)$$

Para sistemas *fuzzy* o fator de pertinência assume como sendo o conjunto de todos os valores entre 0 e 1, sendo 0 uma completa exclusão dos elementos e 1 uma pertinência completa (Zadeh, 1965), essa relação é expressa pela equação (2):

$$\mu_A : U \rightarrow [0,1], \quad (2)$$

em que  $\mu_A$  é uma função de pertinência. Desta forma, o conjunto *fuzzy*  $A$ , pode ser definido como a equação (3)

$$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in U\} \quad (3)$$

Os conjuntos *fuzzy* são definidos como operações de união, intersecção e complemento, conforme as equações (4), (5) e (6):

$$\mu_{A \cup B}(u) = \mu_A(u) \vee \mu_B(u) \quad (4)$$

$$\mu_{A \cap B}(u) = \mu_A(u) \wedge \mu_B(u) \quad (5)$$

$$\mu_{\neg A}(u) = 1 - \mu_A(u) \quad (6)$$

onde  $u$  são os pontos do conjunto  $U$ ,  $\vee$  é uma norma triangular, ou seja, a norma-t e  $\wedge$  é uma co-norma triangular, ou seja, a norma-s (Sivanandam, Sumath, Deepa, 2007). Esse conjunto de equações definem os conjuntos *fuzzy* e suas funções de pertinência que são dadas pela Figura 1:

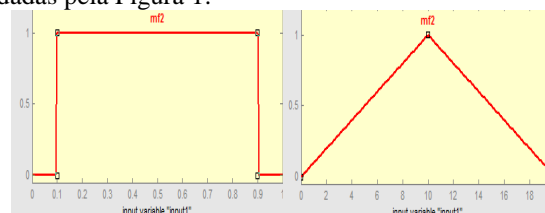


Figura 1. Funções de pertinência para conjuntos clássicos e *fuzzy*

O sistema *fuzzy* também possui a característica de utilizar variáveis linguísticas para a determinação dos conjuntos, tais como: muito alto, muito baixo, muito quente, entre outros. Sendo assim, as regras de *fuzzy*ificação são implementadas utilizando as variáveis linguísticas e as combinações do tipo *se – então*.

O método *Mamdani* (Sivanandam, Sumath, Deepa, 2007) é voltado para sistemas conhecidos como *MIMO* (*Multiple Inputs Multiple Outputs*). É utilizado também quando o sistema não requer uma precisão elevada. Já o método *Takagi-Sugeno* é voltado para sistemas conhecidos como *MISO* – *Multiple Inputs Simple Output*, em que a saída é representada por uma função  $f(x)$ .

Este último método é utilizado também quando o sistema requer uma precisão elevada, podendo fazer com que o sistema tenha uma velocidade de processamento reduzida. Assim, o sinal é enviado para ser defuzzificado, ou seja, realizar o processo inverso assumindo as variáveis linguísticas e gerando um escalar ou uma função desejada.

## 1.2 Redes neurais artificiais

Também servirão como base para este projeto as redes neurais artificiais, as quais são inspiradas no sistema nervoso dos seres vivos e implantadas por meio de modelos computacionais. Possuem como característica principal a capacidade de aquisição do conhecimento, com base nas informações/amostras. Assim, podem ser identificadas como um conjunto de unidades de processamento, constituídas por neurônios artificiais, os quais são interconectados por um vasto número de conexões, chamadas de sinapses artificiais. Essas, por sua vez, são representadas por vetores ou matrizes de pesos sinápticos.

Na Figura 2 é possível visualizar uma representação de um neurônio artificial.

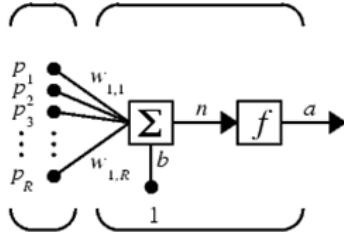


Figura 2. Neurônio artificial

O neurônio artificial é constituído de sete elementos básicos. Os sinais de entrada ( $P_1, P_2, \dots, P_n$ ), são medidas oriundas do meio externo representando valores assumidos pelas variáveis de uma aplicação específica. Os pesos sinápticos ( $W_1, W_2, \dots, W_n$ ), são valores responsáveis por ponderar cada uma das variáveis de entrada da rede.

O combinador linear ( $\Sigma$ ) é outro elemento de um neurônio artificial que tem por função agregar todos os sinais de entrada que foram ponderados pelos seus respectivos pesos sinápticos, com a finalidade de produzir um valor de potencial de ativação.

O limiar de ativação ( $b$ ) é uma variável que indica o patamar adequado para que o resultado produzido pelo combinador linear possa gerar um valor de disparo em direção à saída do neurônio. O potencial de ativação ( $n$ ) pode ser descrito como o resultado produzido pela diferença do valor entre o combinador linear e o limiar de ativação, informando se o neurônio produzirá um potencial de excitação ou de inibição.

A função de ativação ( $f$ ) tem como objetivo limitar a saída do neurônio dentro de um intervalo de valores razoáveis a serem assumidos pela sua imagem funcional. Por último, o sinal de saída ( $a$ ) consiste do valor final produzido pelo neurônio em relação a um determinado conjunto de sinais de entrada.

A representação matemática de um neurônio artificial pode ser obtida através das equações (7) e (8):

$$n = \sum_{i=1}^k W_i \times P_i - b \quad (7)$$

$$a = f(n) \quad (8)$$

A função de ativação  $f(n)$  pode ser aplicada por diversas funções, sendo as principais conforme a tabela abaixo:

Neurônio	Função de Ativação $f(n)$
Linear	$u_i$
Não linear (tgh)	$\text{tgh}(u_i) = \frac{1 - e^{-2u_i}}{1 + e^{-2u_i}}$
Não linear (binário)	$\text{deg}(u_i) = 0, \text{ se } u_i < 0$ $\text{deg}(u_i) = 1, \text{ se } u_i \geq 0$

Tabela 1: Principais tipos de funções de ativação

Para redes com arquiteturas do tipo *feedforward*, onde a função de desempenho tem a forma de uma soma de quadrados, a matriz Hessiana pode ser aproximada conforme a equação (9):

$$H = J^T J \quad (9)$$

e o gradiente pode ser calculado como mostra a equação (10),

$$G = J^T e, \quad (10)$$

sendo  $J$  a matriz *Jacobiana* que contém as primeiras derivadas dos erros da rede com relação aos pesos e limiares. Já o vetor de erros da rede é demonstrado como  $e$ . A matriz *Jacobiana* pode ser calculada no algoritmo *backpropagation* e é muito menos complexa do que calcular a matriz Hessiana, tornando o treinamento *Levenberg-Marquardt* mais veloz.

## 2 Aquisição dos dados

Após a introdução sobre *fuzzy* e redes neurais, foi iniciada a etapa de simulação do projeto, onde utilizou-se o ambiente *MatLab* versão *R2007b*, com a biblioteca raiz *Fuzzy*, com o *Toolbox FDATA* e também o *Simulink Library Browser* para implementação do controle. O áudio foi captado em três ambientes: sala de aula, biblioteca e sala de TV, todos no Centro Universitário de Maringá (CESUMAR). Os sons foram captados em frequências até 8000Hz, sendo em 8 bits e um canal, utilizando o *audiorecorder*. Posteriormente, esses dados foram enviados ao *Simulink* e passaram por um tratamento através de memórias e seleções. Essas memórias e seleções são responsáveis por realizar um processo de amostragem dos dados e enviá-los ao restante do sistema. Os dados também passam pelo periodograma, o qual é responsável por realizar uma estimativa do espectro, calculando a magnitude quadrática da Transformada Rápida de Fourier. O periodograma também utiliza o sistema de janelamento de sinais, neste caso a janela de *Hamming* (Diniz, Silva, Neto, 2004), conforme mostrado na Figura 3.

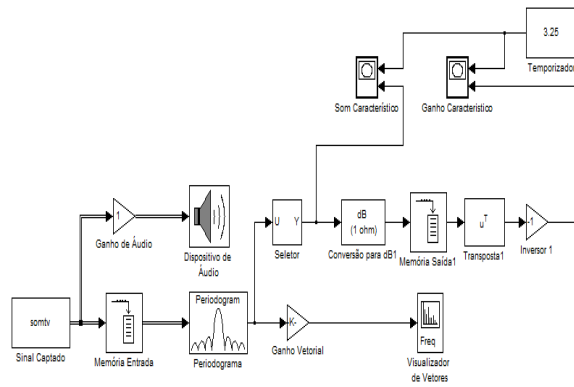


Figura 3. Sistema para visualização e preparação dos dados

Na Figura 4, pode-se visualizar, em dB, as magnitudes para as diferentes frequências do som captado.

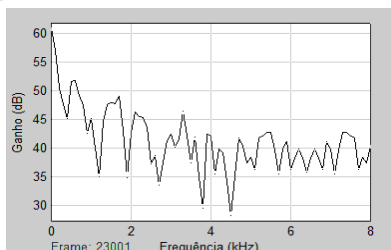


Figura 4. Visualização em dB frequências do som captado

### 3 Configuração do sistema fuzzy

Após o som ter sido captado, pode-se agora configurar o sistema fuzzy. Como nesta etapa da aplicação, para a seleção do ambiente, a saída deve ser um escalar, optou-se por escolher o método *Mamdani*, uma vez que o método Takagi-Sugeno tem como saída uma função  $f(x)$ . Também é possível escolher qual o tipo de operação em conjuntos para o método *e/ou*, implicação e agregação. Foi optado pelo método *e* como sendo do tipo mínimo. O processo de defuzzificação, modifica um conjunto fuzzy, ou um vetor fuzzy, em um número escalar, o qual é o último processo a ser executado pelo controle fuzzy.

O processo pode ser configurado, na maioria dos casos, de três maneiras (Gomide, Gudwin, 1994), como centróide, média do máximo e maior do máximo. O centróide retorna o centro de área da função inferida e a média dos máximos é a representação do valor médio entre todos os pontos de máximo, quando existe mais de um máximo. Já a configuração com maior do máximo escolhe o ponto onde a função inferida tem o seu máximo. A opção escolhida para este projeto a do método centróide, devido a sua maior precisão com relação aos outros dois métodos. No editor das funções de pertinência, são editadas as funções de cada variável, tanto de entrada, como de saída, definindo-se os parâmetros e os tipos de curvas. Essas pertinências caracterizaram, neste projeto, o ganho do som em cada ambiente e são mensurados

em decibéis. Para a variável Características-Sonoras, decidiu-se colocar como pertinências, as seguintes: SomBibliotecaC, SomAulaC e SomTVC, com uma faixa total de 0 a 0,04, agora, por sua vez, adimensional.

Para a variável Seletoras foi estabelecido as seguintes pertinências: FTSomAula, FTSomBiblioteca e FTSomTV. Para esta variável optou-se pela faixa de 0 a 10, também adimensional. O próximo passo é definir as regras de *fuzzyficação*. Foram propostas, inicialmente, três regras, pois o controle fuzzy para esta aplicação servirá como um selecionador de ambientes e as regras aumentarão conforme o número de ambientes aumentar.

### 4 Filtros para amostras e alvos

Após terem sido obtidas as regras de *fuzzyficação* com a configuração do sistema fuzzy, partiu-se para a obtenção das amostras e dos alvos para as redes neurais. O *Simulink* possui em sua biblioteca raiz um *toolbox* conhecido como *FDATool*. Os tipos de filtros dispostos, neste *toolbox*, são: passa-baixa, passa-alta, passa-faixa, rejeita-faixa, entre outros. Para esta aplicação foi selecionada a opção passa-faixa, pois foi necessário captar a frequências nas faixas para compreender as frequências de uma audiometria. A largura de banda para cada frequência foi colocada em parênteses, sendo: 250Hz (30-350Hz), 500Hz (350-650Hz), 1000Hz (650-1550Hz), 2000Hz (1550-2550Hz), 3000Hz (2550-3550Hz), 4000Hz (3550-4550Hz), 6000Hz (4550-6550Hz) e 8000Hz (6550-8250Hz), conforme a Figura 5.

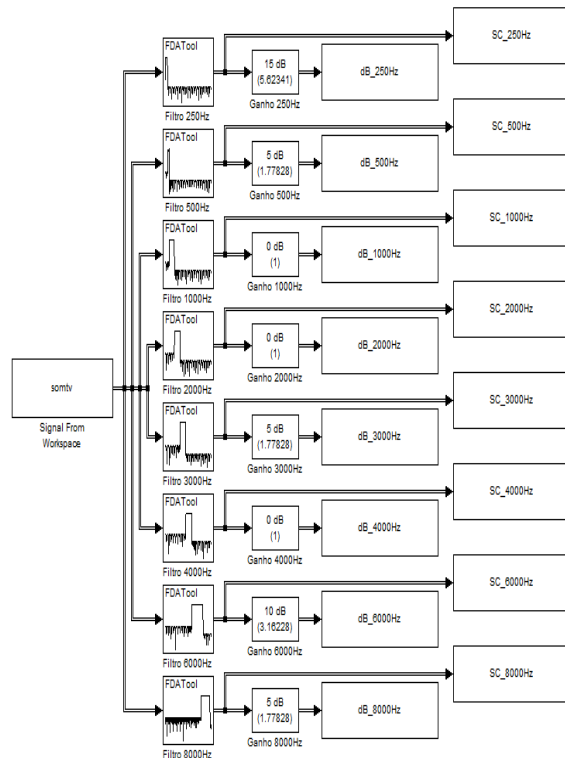


Figura 5. Sistema de filtros

O método de projeto para o filtro foi o *FIR* (Resposta ao Impulso Finita), possuindo a seguinte função de transferência discreta (11):

$$\frac{Y(Z)}{X(Z)} = \frac{\sum_{k=0}^M a_k z^{(M-k)}}{z^M} \quad (11)$$

Foram especificadas as frequências desejadas, com uma frequência de amostragem de 16000Hz, por consequência da Frequência de *Nyquist*. Com os filtros configurados, foi inserido no sinal de saída de cada um deles, um ganho, que varia conforme a audiometria de determinado indivíduo.

## 5 Configurações das redes neurais artificiais

Com os filtros já implementados, com as faixas de frequências desejadas, iniciou-se a configuração das redes neurais, utilizando, no *MatLab*, a instrução *newff* a qual implementa a rede com arquitetura *feedforward*, utilizando algoritmo *backpropagation*. Em geral, existe uma dificuldade para se determinar a melhor topologia (Gomide, Gudwin, 1994) de uma rede neural artificial (número de camadas escondidas, número de neurônios, se haverá recursividade ou não, etc), assim como os processos de convergência durante seus treinamentos. A grande maioria das topologias das redes é escolhida intuitivamente, verificando se a meta, após o treinamento, foi alcançada.

A configuração básica da rede utilizada neste projeto, é visualizada na Figura 6, possuindo duas camadas, sendo uma escondida com 20 neurônios e outra de saída com 1 neurônio, com funções de transferência do tipo *tansig* (tangente hiperbólica sigmoideal) nas duas camadas. A função *tansig* é descrita conforme a equação (12):

$$f(n) = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}} \quad (12)$$

As amostras e os alvos para o treinamento da rede foram extraídos dos filtros. Os alvos tiveram seus ganhos implementados conforme o tipo de ambiente e as frequências características.

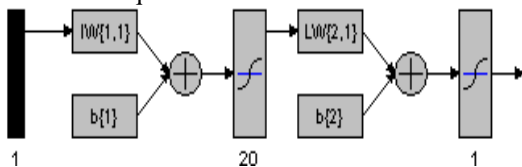


Figura 6. Layout da rede neural artificial

Para o treinamento, foram utilizadas duas técnicas para comparação: o *Levenberg-Marquardt* e o Gradiente Descendente, com as instruções *trainlm* e *traingd* respectivamente. A Figura 7 mostra a visualização destes treinamentos com os testes e validações das redes.

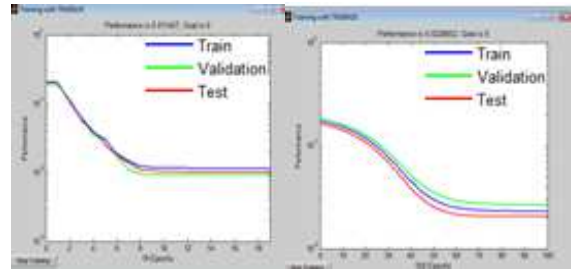


Figura 7. Treinamento das redes

Pode-se observar, que embora o treinamento feito pelo Gradiente Descendente possua uma curva mais suave e regular do que o *Levenberg*, a performance é menor quando a meta é fixada em 0, mesmo atingindo o limite de 100 épocas, fixado para ambos os treinamentos. Já o treinamento realizado com o *Levenberg* possuiu performance melhor e em menos épocas, ou seja 19.

## 6 Implementação do sistema

Com as redes neurais já treinadas e o sistema *fuzzy* para seleção dos ambientes já configurado, pôde-se simular o sistema, representado na Figura 8.

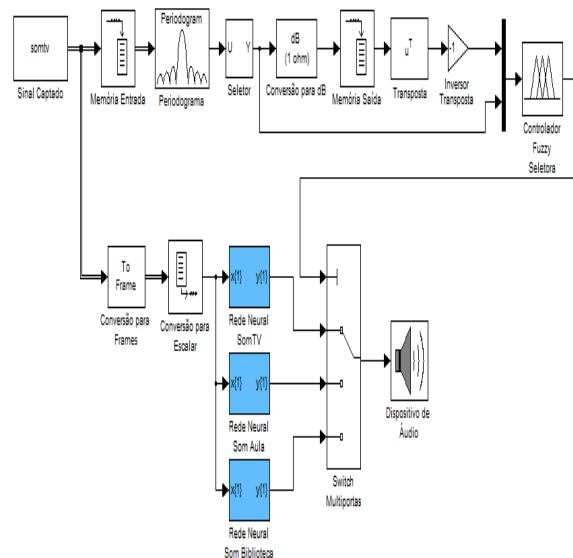


Figura 8. Implementação do sistema de seleção e amplificação

No sistema, o áudio de entrada é submetido a dois caminhos: um para o sistema de seleções *fuzzy* e outro para as redes neurais já pré-configuradas. Os dados são convertidos em escalares, para as redes neurais, através de *frames* e *unbuffer*. Para entrada no *fuzzy* o sinal é novamente submetido a dois caminhos, pois são duas entradas para o controle *fuzzy*, um com os sinais originais e o outro com os sinais convertidos em dB. A saída do *fuzzy* vai para um comutador multi-portas que funciona a partir de valores inteiros.

Assim, conforme o *fuzzy* seleciona o ambiente, o comutador direciona para uma rede neural pré-configurada para este determinado ambiente. Desta forma o sistema, automaticamente, seleciona o ambiente em que o indivíduo está e direciona para a

rede neural artificial específica para este ambiente, garantindo uma melhor amplificação, pois é dedicada. A Figura 9 representa o resultado de uma amplificação sonora para um indivíduo com perda moderada em um ambiente de sala de TV.

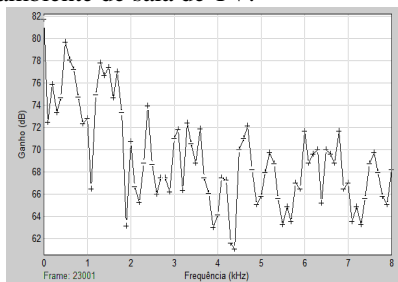


Figura 9. Visualização de vetores para perda moderada

## 7 Conclusão

A evolução nas próteses auditivas é crescente, principalmente no que tange aos sistemas e algoritmos implementados atualmente. Os pacientes com perdas auditivas estão cada vez mais exigentes por equipamentos com maior precisão e que sejam adaptáveis ao ambiente em que estão. Com a implementação do sistema de controle *fuzzy* para a seleção dos ambientes e das redes neurais artificiais para o sistema de amplificação sonora, foi possível demonstrar que o sistema é apto para uma implementação prática nas próteses, e que com um número maior de ambientes pré-configurados, tanto para seleções quanto para amplificações, o indivíduo teria uma resposta auditiva mais próxima ao real. Outro entendimento resultante do projeto, é que este sistema pode ser implementado, em trabalhos futuros, com aprendizado automático da seleção de ambientes, bem como as amplificações necessárias para ambientes diversos.

## Referências Bibliográficas

- Almeida, K. e Iorio, M. C. M. *Próteses auditivas: Fundamentos Teóricos & Aplicações Clínicas*. São Paulo: Lovise, 2003.
- Bogaert, T. V. den; Klasen, T.; Van Deun, L.; Wouters, J. and Moonen, M. "Horizontal localization with bilateral hearing aids: Without is better than with," *J. Acoust. Soc. Amer.*, vol. 119, no. 1, pp. 515–526, Jan. 2006.
- Desloge, J.; Rabinowitz, W. and Zurek, P. "Microphone-array hearing aids with binaural output—Part I: Fixed-processing systems," *IEEE Trans. Speech and Audio Processing*, vol. 5, no. 6, pp. 529–542, Nov. 1997.
- Diniz, P. S. R.; Silva, E. A. B. e Netto, S. L. *Processamento digital de sinais: projeto e análise de sistemas*. Porto Alegre: Bookman, 2004.
- Doclo, S.; Klasen, T.; Bogaert, T. V. Den; Moonen, M. and Wouters, J. "Binaural multi-channel Wiener filtering for hearing aids: Preserving interaural time and level differences," in *IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, Signal Processing (ICASSP)*, Toulouse, France, May 2006, pp. 145-148.
- Doerbecker, M. and Ernst, S. "Combination of two-channel spectral subtraction and adaptive Wiener post-filtering for noise reduction and de-reverberation," in *Eur. Signal Processing Conf. (EUSIPCO)*, Trieste, Italy, Sep. 1996, pp. 995-998.
- Gomide, F. A. C. e Gudwin, R. R. "Modelagem, controle, sistemas e lógica fuzzy". *SBA Controle & Automação*, 1994, vol. 4, n°3, pp. 97-115.
- Hoya, T.; Tanaka, T.; Cichocki, A.; Murakami, T.; Hori, G. and Chambers, J. A. "Stereophonic noise reduction using a combined sliding subspace projection and adaptive signal enhancement," *IEEE Trans. Speech Audio Processing*, vol. 13, no.3, pp. 309-230, May 2005.
- Klasen, T.; Bogaert, T. V. den; Moonen, M. and Wouters, J. "Preservation of interaural time delay for binaural hearing aids through multi-channel Wiener filtering based noise reduction," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, Signal Processing (ICASSP)*, 2005, vol. 3, pp. 29-32.
- Klasen, T.; Bogaert, T. V. den; Moonen, M. and Wouters, J. "Binaural noise reduction algorithms for hearing aids that preserve interaural time delay cues," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 55, no. 4, pp. 1579-1585, 2007.
- Lorenzi, C.; GateHouse, S. and Lever, C. "Sound localization in noise in hearing-impaired listeners". *J. Acoust. Soc. Am.* Vol. 105, issue 6, pp. 3454-3463, 1999.
- Lotter, T. and Vary, P. "Dual-channel speech enhancement by super directive beamforming" *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, p p. 1-14, 2006.
- Maj, J.; Wouters, J. and Moonen, M. "Noise reduction results of an adaptive filtering technique for dual-microphone behind-the-ear hearing aids," *Ear and Hearing*, vol.25, no.3, pp. 215–229, June 2004.
- Noble, W and Byrne, D. "A comparison of different binaural hearing aid systems for sound localization in the horizontal and vertical planes". *British Journal of Audiology*, vol. 24, no. 5, pp. 335-346, 1990.
- Sakamoto, S.; Li, J.; Hongo, S.; Akagi, M. and Suzuki, Y. "A speech segregation approach for binaural hearing aids," in *Proc. the 22nd Signal Processing Symposium*, Nov. 2007, pp. 263-268.
- Sivanandam, S. N.; Sumathi, S. and Deepa, S. N. *Introduction to Fuzzy Logic using MATLAB*. Springer-Verlag Berlin: Heidelberg, 2007.
- Zadeh, L. A. "Fuzzy Sets". *Information and Control* 8, 1965, pp. 338-353.