

Artigo Original

Recebido em 19/08/2007, aceito em 12/04/2008

Neurônios difusos para auxiliar no diagnóstico de eventos epilépticos e eventos não epilépticos utilizando operações aritméticas difusas *t-normas* e *t-conormas*

Fuzzy neurons for aims at diagnosing epileptic events and non epileptic events using t-norms and t-conorms fuzzy arithmetic operations

Lucimar Maria Fossatti de Carvalho*

Centro de Informática para Pesquisa Epidemiológica – CIPE
Universidade de Passo Fundo – UPF
Hospital da Cidade de Passo Fundo, RS
E-mail: fossatti@upf.br

Fernando Mendes de Azevedo

Instituto de Engenharia Biomédica, EEL-CTC / UFSC

Sílvia Modesto Nassar

Departamento de Informática e Estatística, INE / UFSC

Hugo José Teixeira de Carvalho

Médico Neurologista, Passo Fundo, RS

Lucas Lese Monteiro

Curso de Ciência da Computação / UPF

*Autor para correspondência

Resumo

O objetivo desta pesquisa é investigar a aplicabilidade de diferentes operações aritméticas difusas *t-normas* e *t-conormas*, implementadas através dos neurônios difusos propostos por Kwan-Cai e Hirota-Pedrycz. O sistema neuro-difuso para auxiliar no diagnóstico de doenças epilépticas (SNDDE) representa uma ajuda no diagnóstico de eventos epilépticos e eventos não epilépticos. O sistema contém conhecimento médico representado na forma de regras difusas utilizando o método de inferência difuso Mamdani, baseado no modelo *perceptron multilayer* (MLP). O processo de aprendizagem consiste em atualizar os pesos sinápticos através das operações aritméticas difusas *t-normas* e *t-conormas*. O sistema contém 14 unidades de entrada, representando os sintomas apresentados pelos pacientes, correspondendo a um evento epiléptico ou um evento não epiléptico. A entrada da rede contém valores quantitativos, ou seja, quantidade de sintomas apresentados pelos pacientes durante um evento epiléptico ou um evento não epiléptico. A amostra estudada foi de 244 pacientes, com maior frequência no sexo feminino. Os resultados mostram que as operações aritméticas difusas Soma/Produto de Einstein E(OU), implementadas com o neurônio difuso proposto por Kwan-Cai, obtiveram os melhores índices de acerto do sistema e os melhores resultados de sensibilidade e especificidade, com 93,58%, 90,69% e 96,82%, respectivamente. O SNDDE proposto combinou a capacidade das redes neurais artificiais na classificação de padrões juntamente com a abordagem qualitativa da lógica difusa, levando a uma maior taxa de acertos do sistema.

Palavras-chave: Epilepsia, Redes neurais artificiais, Lógica difusa.

Abstract

The goal of this research is to investigate the applicability of different *t-norms* and *t-conorms* fuzzy arithmetical operations, implemented with the fuzzy neurons proposed by Kwan-Cai and Hirota-Pedrycz. This research on neuro-fuzzy systems to support the epilepsy diseases diagnosis (NFSED) aims to help on diagnostics of epileptic and non epileptic events. The system contains medical knowledge represented in the form of fuzzy rules using the Mamdani's fuzzy inference method which is based on the *perceptron multilayer* (MLP). The learning process consists of updating the synaptic weights through by *t-norms* and *t-conorms* fuzzy arithmetical operations. The system has fourteen input units, representing the symptoms showed by the patients. The network input contains quantitative values, which means, quantity of presented symptoms by the patient during an epileptic event or non epileptic event. The study was composed by 231 patients with a bigger frequency of women. The results showed that the fuzzy arithmetical operations of Einstein's Sum/Product AND(OR) implemented with the fuzzy neuron proposed by Kwan-Cai has obtained the highest rates of system hits and the highest rates of sensibility and specificity, with 93.58%, 90.69% and 96.82%, respectively. The proposed neuro-fuzzy system combined the artificial neural network capabilities in the pattern classifications together with the fuzzy logic qualitative approach, leading to a bigger rate of system success.

Keywords: Epilepsy, Artificial neural networks, Fuzzy logic.

Extended Abstract

Introduction

The goal of this article is to investigate different t-norms and t-conorms fuzzy arithmetical operations to support in the diagnostic of epileptic events and non epileptic events, implemented through by fuzzy neurons proposed by Kwan-Cai and Hirota-Pedrycz.

Although the development of a methodology for a project of neural-fuzzy systems (NFS) is an activity which has been sought for two decades, it has not yet obtained a systematic procedure which may be applied to problems of different fields. This has caused the rise of several proposals which are used in special situations. The proposed article fits in this profile, with the particular feature of not seeking a general architecture, like other proposals, but doing an analysis about some decisions of a prior level to the architecture itself to be utilized through fuzzy logic (FL) and artificial neural network (ANN).

Fuzzy logic is the science of thinking and reasoning, it is an extension of binary theory that does not use crisp definitions; FL logic is a method that uses the concept of fuzziness. A potential difficulty in this approach (FL x ANN) is that the non-linear nature of ANN makes it a "black-box" computation process. A FL approach is useful because it can complement ANN by explicitly specifying membership function during computation. The synergy of ANN and FL takes the advantages from both methodologies for learning, known as NFS.

To evaluate the proposal effectiveness, an NFS is proposed to support in the diagnostic involving the epileptic events (EE) and the non epileptic events (NEE), called the neuro-fuzzy systems to support in the epilepsy diseases diagnosis (NFS-ED). Through the application and analysis of these operations, it can attain a bigger or smaller system hit rate.

Materials and Methods

The implemented models use Mamdani's inference method which is based on the perceptron multilayer model through the reprogramming modified algorithm.

The network learning process consists of updating the synaptic weights through the t-norm operation, using the fuzzy arithmetical operations Einstein's Product and Algebraic Product for **AND** neurons and the t-conorm operation, through the fuzzy arithmetical operations Einstein's Sum and Algebraic Sum for **OR** neurons, implemented with the fuzzy neuron proposed by Kwan-Cai and Hirota-Pedrycz, respectively.

Results

After implementing the different fuzzy arithmetic operations, square mean error results by epoch, variation of the square mean error absolute rate and hit percentage in the training phase are described.

The number of right decisions at the test phase, presented by the fuzzy arithmetical operations Einstein's Sum/Product, imple-

mented with the fuzzy neuron proposed by Kwan-Cai, was 93.58%. The number of right decisions at the training phase was 92.62%.

The number of right decisions at the test phase, presented by the fuzzy arithmetical operations Einstein's Sum/Product, implemented with the fuzzy neuron proposed by Hirota-Pedrycz, was 91.74%. The number of right decisions at the training phase was 86.07%.

From the results presented in the internal validation of the knowledge base, the best sensitivity result was attained by the fuzzy arithmetical operations Einstein's Sum/Product, implemented with the fuzzy neuron proposed by Kwan-Cai (90.69%). In the fuzzy neuron proposed by Hirota-Pedrycz, the result was 83.72%.

The best specificity result was attained using the fuzzy neuron proposed by Kwan-Cai with the fuzzy arithmetic operations Einstein's Product/Sum (96.82%). In the fuzzy neuron proposed by Hirota-Pedrycz, the result was 92.06%.

The best percentiles of positive predictable value and negative predictable value were accomplished by means Kwan-Cai's fuzzy neuron by using fuzzy arithmetic operations Einstein's Product/Sum (84.78% and 96.82%), respectively. In the fuzzy neuron proposed by Hirota-Pedrycz, the result was 78.26% and 92.06, respectively.

Discussion

The results related to the architectures were confronted with those in the literature. The found results using the max/min fuzzy pattern arithmetic operations prove their similarity, by showing percentage hits which are compatible with the consulted literature. Conde et al. (2000) investigated two neuro-fuzzy systems: 1) breast cancer and 2) diabetes mellitus which presented a hit percentage of 98.28% and 76.72%, respectively. Serhatlioglu et al. (2003) investigated diabetes mellitus in (left and right) ophthalmic arteries and in the carotid arteries, obtaining a hit percentage of 85.0%, 87.5% and 85.0%, respectively. Nauck and Kruse (1997) explored a neuro-fuzzy system in order to diagnose breast cancer by presenting a hit percentage of 96.5%.

For the sensitivity and specificity percentiles related to neuro-fuzzy systems in order to diagnose visual glaucoma, it found hit percentiles of 96.0% and 93.4% (García Feijóo et al., 2002).

Conclusion

The development of a NFS based on the utilization of these fuzzy arithmetic operations is justified, given the importance that involves the handling of different operations in the fuzzy rules base, leading to a bigger or smaller system hits rate. This technique could be used widely in variety of medical areas.

One intends to increase the training background of the registered patients, in an attempt to get a more expressive numbers of situations that occur in the medical practice, and also to implement the Hamacher's Sum/Product and max/min fuzzy arithmetic operations for a comparison.

Introdução

A incidência da epilepsia varia de acordo com a localização geográfica, mas ocorre com maior frequência nos países em desenvolvimento, onde há mais desnutrição, doenças infecciosas e deficiência no atendimento médico. Estudos realizados pela Organização Mundial da Saúde (OMS) mostraram que a epilepsia atinge índices de aproximadamente 1,5% da população nos países de primeiro mundo e em torno de 3% nos países mais pobres (Sander e Shorvon, 1987).

Nesta pesquisa, uma rede neural artificial (RNA) é treinada, juntamente com regras difusas, as quais são utilizadas em uma máquina de inferência pelo sistema neuro-difuso de auxílio ao diagnóstico de doenças epilépticas (SNDDE), utilizando recursos oriundos da área da inteligência computacional (IC). Técnicas como análise de regressão logística ou RNAs podem ser utilizadas para auxiliar no diagnóstico de um evento epiléptico (EE) ou um evento não epiléptico (ENE).

A área da IC busca, através de técnicas inspiradas na natureza, o desenvolvimento de sistemas inteligentes que possam simular aspectos do comportamento humano, tais como aprendizagem, percepção, raciocínio, evolução e adaptação (Vellasco e Pacheco, 2006). Características básicas desses sistemas encontram-se na representação do conhecimento inexato, que seria impossível de representar através das técnicas tradicionais de inteligência artificial (IA), como por exemplo, através da representação simbólica. Onde existe a incerteza, como na área médica, a lógica difusa tem um importante papel na tomada de decisão.

Domínio de aplicação

Os modelos implementados estão relacionados com a área da neurologia, especificamente no auxílio ao diagnóstico de EEs e ENEs. Buscam-se, com a exploração das diferentes operações aritméticas difusas, resultados mais precisos e mais próximos do raciocínio humano.

A maior contribuição da *International League Against Epilepsy* – ILAE foi o estabelecimento de terminologias e classificações padronizadas para diagnosticar crises e síndromes epilépticas. Ela fornece um vocabulário universal para facilitar a comunicação entre os médicos e também estabelecer uma taxonomia para execução das pesquisas em epilepsia (ILAE, 2006).

A OMS inclui a epilepsia no capítulo dos transtornos mentais, por ser considerada, há várias décadas, como doença mental. Apresentando transtornos men-

tais, os pacientes sofrem estigma, e sem tratamento, sofrem graves disfunções (WHO, 2001).

Segundo a proposta da ILAE de 2001, a epilepsia é considerada um distúrbio cerebral causado por predisposição persistente do cérebro a gerar crises epilépticas e pelas conseqüências neurobiológicas, cognitivas, psicossociais e sociais da condição, caracterizada pela ocorrência de pelo menos uma crise epiléptica (Engel e ILAE, 2001).

As últimas décadas foram marcadas por um interesse nos ENEs. Os neuropsicólogos e psiquiatras descobriram nos ENEs um campo fértil para o estudo dos distúrbios de personalidade (Da-Costa *et al.*, 1998).

O desafio diagnóstico são os chamados “pacientes mistos”, portadores de EEs e de ENEs. O volume deste último contingente representa de 10 a 60% da população atendida em centros de epilepsia (Gates e Erdhal, 1993).

Após uma análise das principais características que envolvem os EEs e os ENEs, realizada em conjunto com o médico neurologista, foram escolhidas 14 características determinantes, as quais integram a entrada do SNDDE, correspondendo aos sinais e sintomas apresentados pelos pacientes.

As características que acometem os ENEs são: a) quadros clássicos de conversão, incluindo espasmos da faringe, perturbações digestivas, contraturas, dores no corpo e paralisia; b) distúrbios de sensibilidade (anestesia) e da atividade sensorial; c) fatores emocionais; d) transtornos, incluindo pânico, comportamental, fugas, conversivo, despersonalização, dissociativo, somatização, hipocondria e simulação; e) síncope e f) distúrbios, incluindo sono, movimentos arrítmicos, endócrinos e crise febril (Da-Costa *et al.*, 1998; Freud, 1998).

As características que acometem os EEs foram classificadas em a) sinais e sintomas parciais; b) durante o desmaio viu alguma coisa; c) durante o desmaio ouviu alguma coisa; d) durante o desmaio mordeu a língua; e) durante o desmaio machucou-se; f) tempo de duração da crise; g) eventos pós-críticos, incluindo confusão mental, sonolência, paralisias, vômito e dor no corpo; h) sinais e sintomas generalizados, incluindo sinais e sintomas tônicos, clônicos, tônico-clônicos, ausência, mioclônicos, atônicos (Da-Costa *et al.*, 1998; ILAE, 1981).

Sistemas neuro-difusos

As primeiras pesquisas envolvendo RNAs e a lógica difusa (LD) foram propostas por Lee e Lee (1970). Porém, foi no trabalho pioneiro dos pesquisadores

H. Takagi e I. Hayashi, na década de 1980, que a teoria se consolidou (Rutkowska, 2002).

Neurônios difusos foram introduzidos por Lee no início da década de 1970, os quais representam uma generalização do modelo de neurônio de McCulloch-Pitts (McCulloch e Pitts, 1943).

Na literatura são encontrados vários modelos de neurônios difusos, os quais envolvem a manipulação dos operadores lógicos **E(OU)** através das *t-normas* e *t-conormas* (Klir e Yuan, 1995). Uma classe geral de operadores de intersecção para conjuntos difusos (CDs) é definida pelas normas triangulares ou *t-normas*, e uma classe de operadores de união é definida, analogamente, pelas *t-conormas* ou *s-normas*.

O primeiro neurônio difuso implementado é o modelo proposto por Hirota-Pedrycz, o qual combina os sinais de entrada e os pesos utilizando uma *t-norma* ou uma *t-conorma* (Hirota e Pedrycz, 1993). O segundo modelo de neurônio difuso faz referência aos autores Kwan-Cai, que utilizam, além das funções de agregação e ativação, o produto entre os pesos e os sinais de entrada (Kwan e Cai, 1994).

Na seqüência, os processos de aprendizagem utilizados pelos neurônios difusos propostos por Hirota-Pedrycz e Kwan-Cai.

Neurônio difuso Hirota-Pedrycz - O neurônio difuso **E** é descrito como (Hirota e Pedrycz, 1993):

$$y = \varphi (T (S (w_1, x_1), S (w_2, x_2))) \quad (1)$$

onde $\varphi (\cdot)$ = função de ativação logística.

Os valores de x_i e w_i são combinados por uma operação *t-conorma* $S (\cup)$. A seguir esta informação é agregada por uma operação *t-norma* $T (\cap)$ para produzir a saída y . O neurônio difuso **OU** é descrito como:

$$y = \varphi (S (T (w_1, x_1), T (w_2, x_2))) \quad (2)$$

Os valores de x_i e w_i são combinados por uma operação *t-norma* $T (\cap)$. A seguir esta informação é agregada por uma operação *t-conorma* $S (\cup)$ para produzir a saída y .

Neurônio difuso Kwan-Cai (Kwan e Cai, 1994) – No neurônio difuso **E**, o sinal de entrada x_i interage com o peso sináptico w_i para produzir o produto ($p_i = w_i x_i$), o qual é agregado por uma *t-norma* $T (\cap)$:

$$z = T \{p_1, p_2\} = T \{w_1 x_1, w_2 x_2\} \quad (3)$$

A saída do neurônio é computada por:

$$y = \varphi (T (w_1 x_1), (w_2 x_2) - \theta) \quad (4)$$

onde θ = *threshold* de ativação (*bias*).

No neurônio difuso **OU** a operação *t-norma* é substituída pela operação *t-conorma* $S (\cup)$, resultando como saída:

$$y = \varphi (S (w_1 x_1), (w_2 x_2) - \theta) \quad (5)$$

Materiais e Métodos

Os modelos implementados utilizam o sistema de inferência difuso Mamdani e Assilian (1974), baseado no modelo *perceptron* multicamada (MLP), através do algoritmo de retropropagação modificado.

A partir de uma abordagem prospectiva, foram analisados 231 pacientes, os quais integram a base de casos do sistema neuro-difuso para auxiliar no diagnóstico de doenças epilépticas. As entradas da rede contêm valores quantitativos. A amostragem foi aleatória, por seleção de conveniência. Daquele total, 122 pacientes integram a fase de treinamento da rede e 109 a fase de teste. Do total de casos selecionados, 126 representam os eventos epilépticos e 105 representam os eventos não epilépticos. O processo de treinamento da rede é interrompido quando o sistema alcança um determinado número de épocas (Haykin, 2000). Foi escolhido este critério porque se optou por não utilizar um conjunto de validação, em razão do pequeno número de exemplos que integram a base de casos.

A rede é treinada a partir de uma base de regras inicial contendo 149 regras difusas, as quais foram implementadas em conjunto com o médico neurologista que acompanha o desenvolvimento da pesquisa.

Os dados dos pacientes utilizados nas fases de treinamento e de teste foram cadastrados de acordo com o questionário de Rastreamento Neurológico para Epilepsia - QRN-E (Fernandes, 1993). Por meio do QRN-E foram determinadas as variáveis que deveriam integrar o sistema de coleta de dados, descritas na terceira seção. Após a fase de entrevistas, os dados dos pacientes eram analisados, sendo então excluídos da fase de treinamento e/ou teste os pacientes com informações inexistentes.

O processo de aprendizagem da rede consiste em atualizar os pesos sinápticos, pela implementação de dois modelos de neurônios difusos: o proposto por Hirota-Pedrycz (1992) e o proposto por Kwan-Cai (1994), por meio das operações aritméticas difusas Soma/Produto Algébrico **E(OU)** e Soma/Produto de Einstein **E(OU)**.

Na implementação do sistema neuro-difuso, utiliza-se, no módulo de inferência, uma RNA com 14 unidades na camada de entrada, as quais correspondem aos sintomas apresentados pelos pacientes; camada

escondida contendo 149 neurônios, representando as regras difusas; e uma camada de saída contendo os neurônios de saída, os quais representam as classes possíveis de ocorrerem, ou seja, um evento epiléptico ou um evento não epiléptico. Na fase de treinamento, são utilizados os valores: a) valor e peso do termo *bias* positivo: 1 e 0,1, respectivamente; b) taxa de aprendizagem de 0,01; c) termo momento de 0,85 e d) pesos sinápticos aleatórios no intervalo [-0,5 até +0,5].

A análise estatística adotada inclui a validação interna da base de conhecimento e a avaliação de desempenho, aplicados na fase de teste do sistema. Na validação interna, foram utilizadas as medidas de sensibilidade, especificidade, valor preditivo positivo e valor preditivo negativo (Nassar, 1998).

Na avaliação do desempenho dos modelos, optou-se pelo teste de hipótese¹, o qual está fundamentado numa situação experimental, ou seja, nos resultados obtidos com as operações aritméticas difusas *t-normas* e *t-conormas*, a um nível de significância (α) de 0,05. Os modelos propostos utilizam a Classificação Clínica

¹ O teste de hipótese para proporções (%) consiste na comparação do percentual de acertos dos modelos implementados, incluindo cada modelo a ser avaliado (Devore, 2006).

e Eletroencefalográfica das Crises Epilépticas da ILAE (ILAE, 1981).

A pesquisa está fundamentada em alguns algoritmos de aprendizagem híbridos encontrados na literatura, relacionados com as áreas de RNAs, utilizando aprendizagem supervisionada (Melin e Castillo, 2005); LD baseada na abordagem Mamdani (Rutkowska, 2002); aplicação de Neurônios Difusos utilizando os modelos Kwan-Cai e Hirota-Pedrycz (Fullér, 2000); modelo de Neurônio Difuso com entradas difusas (Kartalopoulos, 1995).

Metodologia de aprendizagem

O processo de aprendizagem dos modelos consiste em atualizar os pesos sinápticos, através de uma operação aritmética difusa *t-norma*: Produto Algébrico ou de Einstein, para os neurônios **E**; para os neurônios **OU** é utilizada a operação aritmética difusa *t-conorma*: Soma Algébrica ou de Einstein, ambas aplicadas na etapa de avaliação das regras difusas, conforme mostra a Figura 1.

Na seqüência, faz-se a descrição das camadas que compõem o modelo de aprendizagem.

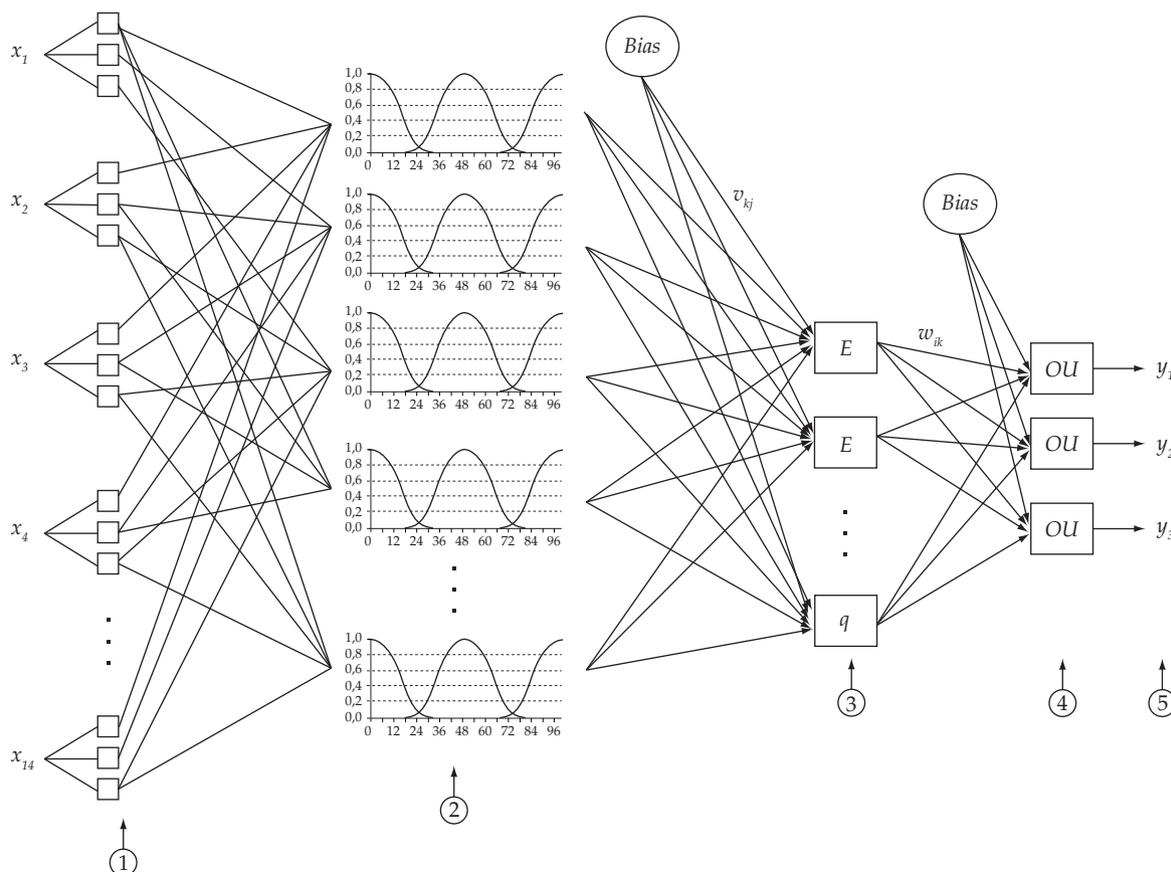


Figura 1. Arquitetura do Sistema Neuro-Difuso. **Figure 1.** Neuro-Fuzzy System Architecture.

Camada 1: representa os 14 neurônios de entrada. É a camada que recebe os dados a partir do ambiente externo;

Camada 2: cada nodo desta camada representa o grau de pertinência dos valores lingüísticos 'às vezes', 'freqüentemente' e 'sempre'²;

Camada 3: nesta camada são implementadas as regras de classificação, utilizando o neurônio difuso E a partir das operações aritméticas difusas Produto Algébrico e de Einstein;

Camada 4: cada nodo na camada 4 representa o cálculo do neurônio difuso OU, utilizando as operações aritméticas difusas Soma Algébrica e de Einstein;

Camada 5: esta camada representa a saída do SNDDE, apresentando a possibilidade de ocorrência de um EE ou ENE.

Resultados

Os resultados foram analisados considerando os indicadores quantitativos de modelagem. Cada modelo foi avaliado a partir das mesmas bases de casos de EEs e ENEs e, em ambos os modelos, o sistema neurodifuso para auxiliar no diagnóstico de doenças epilépticas alcançou o menor EMQ após 1.000 épocas de treinamento.

Na seqüência são apresentados os resultados obtidos nas fases de treinamento e teste, incluindo o Erro Médio Quadrático (EMQ) e a variação da taxa absoluta do EMQ³, referente ao modelo Hirota-Pedrycz.

As operações aritméticas difusas Soma/Produto Algébrico E(OU) apresentaram os resultados mostrados na Figura 2.

Observa-se na Figura 2 que o EMQ permaneceu entre os valores [0,87; 0,28], com uma variação da taxa

² Funções de pertinência definidas como Z, Sino e S (Klir e Yuan, 1995).

³ A variação da taxa absoluta define quanto o EMQ sofreu alterações época por época. Menores índices de variação significam melhores índices de aprendizagem.

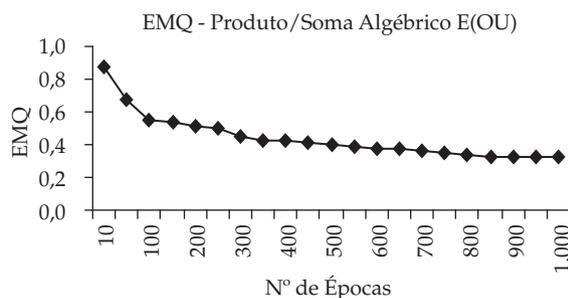


Figura 2. Operações aritméticas Soma/Produto Algébrico E(OU) – Hirota-Pedrycz. **Figure 2.** Algebraic Sum/Product AND(OR) arithmetical operations – Hirota-Pedrycz.

absoluta do EMQ de 0,025. Na fase de teste, o EMQ foi de 0,50, com 45,87% de classificações corretas.

As operações aritméticas difusas Soma/Produto de Einstein E(OU) apresentaram os resultados exemplificados na Figura 3.

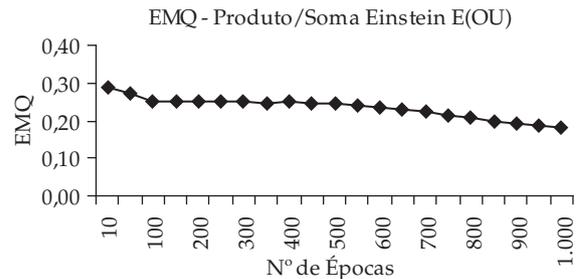


Figura 3. Operações aritméticas Soma/Produto de Einstein E(OU) – Hirota-Pedrycz. **Figure 3.** Einstein's Sum/Product AND(OR) arithmetical operations – Hirota-Pedrycz.

De acordo com a Figura 3, o EMQ, na fase de treinamento, permaneceu nos intervalos [0,30; 0,18], apresentando uma variação da taxa absoluta do EMQ de 0,002. Na fase de teste, o EMQ foi de 0,10, com 91,74% de classificações corretas. A seguir, os resultados obtidos com o modelo Kwan-Cai.

As operações aritméticas difusas Soma/Produto de Einstein E(OU) apresentaram os resultados exemplificados na Figura 4.

De acordo com a Figura 4, o EMQ da fase de treinamento permaneceu nos intervalos [0,27; 0,17], com uma variação da taxa absoluta do EMQ de 0,001. A fase de teste apresentou um EMQ de 0,21, com 93,58% de classificações corretas.

Os melhores percentuais de classificações corretas foram obtidos por meio do modelo Kwan-Cai,

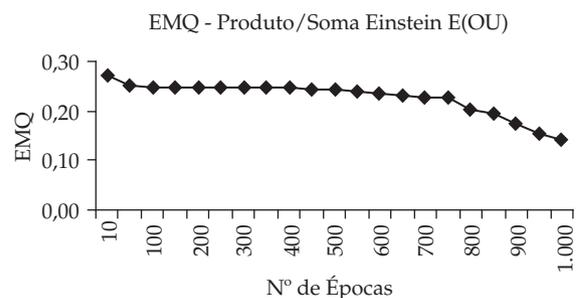


Figura 4. Operações aritméticas Soma/Produto de Einstein E(OU) – Kwan-Cai. **Figure 4.** Einstein's Sum/Product AND(OR) arithmetical operations – Kwan-Cai.

utilizando as operações aritméticas difusas Soma/Produto de Einstein E(OU), com 93,58%.

Em segundo lugar, com 91,74% de classificações corretas, encontra-se o modelo proposto por Hirota-Pedrycz, por meio das operações aritméticas difusas Soma/Produto de Einstein E(OU), ambos na fase de teste.

Na fase de treinamento, os melhores índices de acertos foram obtidos com o modelo Kwan-Cai (92,62%), seguido do modelo Hirota-Pedrycz, que apresentou 86,07% de classificações corretas, ambos com as operações aritméticas difusas Soma/Produto de Einstein E(OU), como mostra a Figura 5.

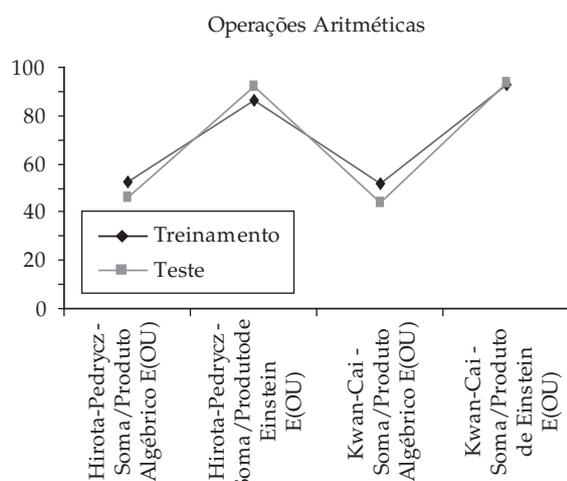


Figura 5. Fase de Treinamento e de Teste. **Figure 5.** Test and training phase.

De acordo com a Figura 5, após a aplicação do teste de hipóteses, para proporções, ao comparar o neurônio difuso proposto por Kwan-Cai e Hirota-Pedrycz, por meio das operações aritméticas difusas Soma/Produto Algébrico E(OU) com as operações aritméticas difusas Soma/Produto de Einstein E(OU), observou-se que os resultados obtidos a partir das operações aritméticas difusas Soma/Produto de Einstein E(OU), observou-se que os resultados obtidos a partir das operações aritméticas difusas Soma/Produto Algébrico ($p_{\text{valor}} (0,13^{13}) < \alpha$)⁴, a um nível de significância de 0,05, respectivamente.

Observou-se também que os resultados obtidos, na fase de teste, com as operações aritméticas difusas Soma/Produto de Einstein E(OU), foram superiores aos resultados obtidos na fase de treinamento da rede, ambos com os neurônios difusos propostos por Hirota-Pedrycz e Kwan-Cai.

⁴ p_{valor} representa a probabilidade de significância, obtido após a realização do teste de hipótese.

Com índices menores de acertos, nas fases de treinamento e teste, encontram-se as operações aritméticas difusas Soma/Produto Algébrico E/OU. No modelo Hirota-Pedrycz, obteve-se um percentual de acertos de 52,46% e 45,87%; no modelo Kwan-Cai o percentual foi 51,64% e 44,04% de classificações corretas, respectivamente.

Após a validação interna da base de conhecimentos, o melhor resultado relacionado com a sensibilidade, ou seja, a capacidade do sistema detectar casos positivos foi obtido com o modelo Kwan-Cai (90,69%), seguido do modelo Hirota-Pedrycz, com sensibilidade de 83,72%.

Em relação à capacidade do sistema de detectar casos negativos da hipótese diagnóstica (especificidade), o modelo Kwan-Cai também obteve o melhor índice (96,82%), em relação ao índice de 92,06%, utilizado por Hirota-Pedrycz.

Em relação ao grau de certeza de que os registros pertencem à hipótese diagnóstica (valor preditivo positivo), os melhores índices contemplam o modelo Kwan-Cai, com 84,78%, seguido do Hirota-Pedrycz, com 78,26% de certeza.

Finalmente, o valor preditivo negativo, grau de certeza de que os registros não pertencem à hipótese diagnóstica, o melhor índice de 96,82% foi obtido com Kwan-Cai, seguido de Hirota-Pedrycz, com 92,06%.

Após aplicado o teste de hipóteses, para proporções, ao comparar os neurônios difusos propostos por Kwan-Cai e Hirota-Pedrycz, observou-se que os resultados obtidos, a partir do neurônio difuso Kwan-Cai, relacionados com as medidas de sensibilidade, especificidade e valor preditivo negativo tendem a ser estatisticamente melhores do que os resultados obtidos com o neurônio difuso proposto por Hirota-Pedrycz ($p_{\text{valor}} (0,06) \cong \alpha$), a um nível de significância de 0,05, respectivamente. Observe-se que o valor preditivo positivo, obtido com o neurônio difuso proposto por Kwan-Cai apresentou resultados semelhantes aos do neurônio difuso proposto por Hirota-Pedrycz ($p_{\text{valor}} (0,1) > \alpha$).

Discussão

Resultados relacionados com as arquiteturas implementadas foram confrontados com resultados encontrados na literatura. Os resultados utilizando as operações aritméticas difusas padrões max/min, por meio da arquitetura NEFCLASS, comprovam uma similaridade, mostrando percentuais de acertos compatíveis com a literatura: Conde *et al.* (2000) investigaram dois sistemas neuro-difusos: 1) câncer de mama e 2) *diabe-*

tes mellitus, os quais apresentaram um percentual de acertos de 98,28% e 76,72%, respectivamente. Serhatlioglu *et al.* (2003) investigaram diabetes mellitus em artérias oftálmicas (direita e esquerda) e nas artérias carótidas, obtendo percentuais de acertos de 85,0%, 87,5% e 85,0%, respectivamente. Nauck e Kruse (1997) exploraram um sistema para diagnosticar câncer de mama, apresentando um percentual de acertos de 96,5%. Em relação aos percentuais de sensibilidade e especificidade relacionados com um sistema neuro-difuso para diagnosticar glaucomas visuais, foram encontrados na literatura percentuais de acertos de 96,0% e 93,4% (García-Feijóo *et al.*, 2002).

Conclusões

Os resultados obtidos demonstraram a capacidade dos modelos de trabalhar com diferentes configurações de neurônios difusos e diferentes operações aritméticas difusas, fornecendo resultados diferenciados no reconhecimento de padrões. As curvas de aprendizagem indicam que os melhores modelos aprendem o valor correto dos pesos em torno de 300 épocas de treinamento.

Os melhores resultados, nas fases de treinamento e teste, foram obtidos com o modelo Kwan-Cai, seguido do modelo Hirota-Pedrycz, ambos com as operações aritméticas difusas Soma/Produto de Einstein $E(OU)$, respectivamente. Estas operações aritméticas difusas classificaram corretamente os padrões, gerando resultados mais eficientes que as geradas pelas operações Soma/Produto Algébrico $E(OU)$, no modelo de domínio proposto.

Dessa forma, a metodologia de aprendizagem proposta inclui o desenvolvimento de neurônios difusos, utilizando os modelos Kwan-Cai e Hirota-Pedrycz, por meio das operações aritméticas difusas Soma/Produto de Einstein $E(OU)$.

Como trabalhos futuros na área de SNDs, algumas sugestões: 1) utilizar outras operações aritméticas difusas *t-normas* e *t-conormas*, entre elas as operações aritméticas difusas Soma/Produto de Hamacher $E(OU)$ e as operações aritméticas difusas padrões max/min; 2) avaliar a importância dos parâmetros de entrada, através da obtenção da *receive operator characteristic curve* (ROC), utilizando diferentes conjuntos de parâmetros.

Referências

CONDE, G. A.; RAMOS, P. G.; VASCONCELOS, G. C. Neuro-fuzzy networks for pattern classification and rule extraction. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE REDES

- NEURAIIS, 6, 2000, Rio de Janeiro. **Anais...**Rio de Janeiro, p. 289, 22-25 nov. 2000.
- Da-COSTA, J. C.; Palmira, A.; Yacubian, E. M. T.; Cavalheiro, E. A. **Fundamentos Neurobiológicos das Epilepsias**. São Paulo: Lemos Editorial, 1998.
- DEVORE, J. L. **Probabilidade e Estatística para Engenharia e Ciências**. São Paulo: Ed. Thomson Pioneira, 2006. 694 p.
- ENGEL-Jr, J. A proposed diagnostic scheme for people with epileptic seizures and with epilepsy: report of the ILAE Task Force on Classification and Terminology. **Epilepsia**, v. 42, n. 6, p. 796-803, 2001.
- FERNANDES, J. G. **Epidemiologia das crises epilépticas em Porto Alegre: um estudo populacional**. Porto Alegre, 1993. 267 p. Tese – (Doutorado em Medicina), Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS.
- FREUD, S. **Histeria: primeiros artigos**. Rio de Janeiro: Imago, 1998. 104 p.
- FULLÉR, R. **Introduction to Neuro-Fuzzy Systems**. Heidelberg: Physica-Verlag, 2000. 289 p.
- GARCÍA-FEIJÓO, J.; CARMONA-SUÁREZ, E. J.; GALLARDO, L. M.; GONZÁLEZ-HERNÁNDEZ, M.; FERNÁNDEZ-VIDAL, A.; GONZÁLEZ-De-La-ROSA, M.; MIRA-MIRA, J.; GARCÍA-SÁNCHEZ, J. Development of an automatic discrimination system for glaucomatous visual fields based on neuro-fuzzy nets. **Archivos de la Sociedad Española de Oftalmología**, v. 77, n. 12, p. 669-676, 2002.
- GATES, J. R.; ERDHAL, P. Classification of non-epileptic events. In: GATES, J. R.; ROWAN, A. J. (Eds.). **Non-epileptic seizure**. Boston: Butterworth-Heinemann, 1993. p. 21-30.
- HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e Prática**. 2 ed. Porto Alegre: Bookman, 2000. 900 p.
- HIROTA, K.; PEDRYCZ, W. Knowledge-based networks in classification problems. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 59, n. 3, p. 271-279, 1993.
- ILAE – International League Against Epilepsy. Proposal for revised clinical and electrographic classification of epileptic seizures: From the Commission on Classification and Terminology of the ILAE. **Epilepsia**, v. 22, n. 4, p. 489-501, 1981.
- _____. **A Proposed Diagnostic Scheme for People with Epileptic Seizures and with Epilepsy: Report of the ILAE Task Force on Classification and Terminology**. Disponível em: <www.ilae-epilepsy.org/Visitors/Centre/ctf/index.cfm> Acesso em: 03 jan. 2006.
- KARTALOPOULOS, S. V. **Understanding Neural Networks and Fuzzy Logic: Basic Concepts and Applications**. New Jersey: Wiley-IEEE Press, 1995. 232 p.
- KLIR, G. J.; YUAN, B. **Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications**. New Jersey: Prentice Hall, 1995. 574 p.
- KWAN, H. K.; CAI, Y. A fuzzy neural network and its application to pattern recognition. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, v. 2, n. 3, p. 185-193, 1994.
- LEE, S. C.; LEE, E. T. Fuzzy neurons and automata. In: PRINCETON CONFERENCE ON INFORMATION SCIENCE SYSTEMS, 4, 1970, Princeton. **Proceedings...** Princeton, p. 381-385, 15-17 mar. 1970.
- MAMDANI, E. H.; ASSILIAN, S. Application of fuzzy algorithm for control of simple dynamic plant. **Proceedings of the IEE**, v. 121, n. 12, p. 1585-1588, 1974.

- McCULLOCH, W. S.; PITTS, W. H. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. **Bulletin of Mathematical Biophysics**, v. 5, p. 115-133, 1943.
- MELIN, P.; CASTILLO, O. **Hybrid Intelligent Systems for Patterns Recognition Using Soft Computing**. New York: Springer, 2005. 272 p.
- NASSAR, S. M. **Estatística e Informática: um processo interativo entre duas ciências**. Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC, 1998.
- NAUCK, D.; KRUSE, R. A Neuro-Fuzzy method to learn fuzzy classification rules from data. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 89, n. 3, p. 277-288, 1997.
- RUTKOWSKA, D. **Neuro-Fuzzy Architectures and Hybrid Learning**. Heidelberg: Physica-Verlag, 2002. 288 p.
- SANDER, J. W.; SHORVON, S. D. Incidence and prevalence studies in epilepsy and their methodological problems: a review. **Journal of Neurology, Neurosurgery and Psychiatry**, v. 50, n. 7, p. 829-839, 1987.
- SERHATLIOGLU, S.; BOZGEYIK, Z.; OZKAN, Y.; HARDALAÇ, F.; GÜLER, I. Neurofuzzy classification of the effect of diabetes mellitus on carotid artery. **Journal of Medical Systems**, v. 27, n. 5, p. 457-464, 2003.
- VELLASCO, M. M. B. R.; PACHECO, M. A. C. **Núcleo de Pesquisa em Inteligência Computacional Aplicada**. Rio de Janeiro: Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro – PUC-RIO. Disponível em: <www.ica.ele.puc-rio.br>. Acesso em: 03 jan. 2006.
- WHO – World Health Organization. **Mental Health: New Understanding, New Hope**. Geneva, 2001. 178 p. (The World Health Report 2001).

