

# DIAGNÓSTICO DE DOR DE CABEÇA USANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Karina B. Mendes<sup>(1)</sup>

Maria Teresinha A. Steiner<sup>(2)</sup>

indústria, serviços, ensino, ciência, entre outras. Na área médica, as RNAs têm sido usadas como suporte tanto para diagnóstico quanto para tratamento das mais variadas doenças. O objetivo deste trabalho é verificar se a

## aplicação

**Resumo.** A cefaléia é uma doença muito mais comum do que se imagina. Estudos mostram que chega a afetar cerca de 92% da população. Trata-se de uma doença de alto custo pessoal, social e econômico. Este trabalho tem como objetivo analisar a relevância dos dados coletados através de questionários respondidos por 2.177 pacientes com diagnóstico de cefaléia e, através desta análise, verificar se o tratamento desses dados, usando Redes Neurais Artificiais (RNAs) como ferramenta de reconhecimento de padrões, pode auxiliar nos diagnósticos de novos pacientes. O sistema desenvolvido baseou-se em RNAs Perceptron multicamadas e utilizou-se o software MATLAB 7.0 e o componente Neural Network Toolbox para a sua implementação e seu treinamento. No presente trabalho, são levantados elementos para justificar a utilização de RNAs como ferramenta de apoio ao diagnóstico, objetivando auxiliar o médico no seu dia-a-dia, e também como uma ferramenta educacional de auxílio ao treinamento e à qualificação de profissionais.

**Palavras-chave:** Redes neurais, Cefaléia, Reconhecimento de padrões

## INTRODUÇÃO

Redes Neurais Artificiais (RNAs) são técnicas computacionais que apresentam um modelo matemático inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes e que adquirem conhecimento através da experiência. As RNAs são consideradas uma metodologia geral e prática para resolver problemas de Inteligência Artificial.

Reconhecimento de Padrões é uma das principais aplicações de RNAs, incluindo problemas em áreas como comércio, de Redes Neurais Artificiais como técnica de reconhecimento de padrões pode auxiliar o diagnóstico médico dos tipos mais freqüentes de cefaléia.

A característica mais importante de uma Rede Neural Artificial é a sua capacidade de aprender e melhorar seu desempenho. Uma RNA baseia-se em dados reais para extrair um modelo geral, na tentativa de construir padrões detectados nesses dados (TATIBANA; KAETSU, 2006). A dor de cabeça (cefaléia) é uma causa maior de sofrimento humano. As cefaléias são muito freqüentes, com alguns estudos epidemiológicos estimando até 92% de prevalência. é, portanto, queixa que atinge a maioria das pessoas, sendo um dos maiores motivos de consulta médica (STOVNER; SCHER, 2006). Isto gera impacto significativo na qualidade de vida do indivíduo, com interferência em suas relações de trabalho, família e lazer (DAHLÖF; SOLOMON, 2006). Representa ainda ônus econômico e social considerável, tendo em vista não apenas os custos diretos no sistema de saúde, mas também os custos indiretos, vinculados ao absenteísmo e à perda de produtividade na escola ou no trabalho (BERG; RAMADAN, 2006). Entre todos os diagnósticos de cefaléia definidos pela Classificação Internacional das Cefaléias (2004) a cefaléia tipo tensional e a enxaqueca são as mais freqüentes, sendo responsáveis pela maioria das consultas. Foram, por isto, levadas em consideração no presente trabalho, em que se dividiu a enxaqueca nos seus tipos principais: com e sem aura. Incluiu-se ainda a cefaléia por uso excessivo de medicamentos, por ser

(1) Sociedade Educacional de Santa Catarina – SOCIESC (karina@sociesc.org.br)

(2) Universidade Federal do Paraná - UFPR (tere@ufpr.br)

frequentemente uma evolução dos diagnósticos precedentes, consequência principalmente de tratamento inadequado. A técnica utilizada para o diagnóstico consiste no interrogatório do paciente (anamnese), em seu exame clínico e em exames complementares. Atualmente tem importância crescente a utilização, na anamnese, de questionários estruturados ou semi-estruturados que possibilitem ao profissional maior abrangência no interrogatório e que facilitem o tratamento estatístico e a informatização desses dados.

Entretanto, a maioria dos pacientes com cefaléia não procura ou não tem acesso ao sistema de saúde, recorrendo à automedicação. Entre os que procuram o médico, a maior parte é atendida pelo sistema primário de saúde (clínicos gerais), não sendo examinados pelos níveis secundário ou terciário (especialistas). Como consequência destas distorções, estima-se que cerca da metade dos pacientes nunca receba um diagnóstico correto e que, por isto, não sejam tratados adequadamente (LIPTON; BIGAL, 2007).

Para melhorar esta situação é necessário aumentar a proporção de pacientes com acesso a diagnóstico e tratamento adequado. Como recomenda a Organização Mundial da Saúde (OMS), é possível desenvolver um sistema de complexidade crescente, prevendo amplo acesso à porta de entrada e encaminhamento dos casos mais complexos. O primeiro passo é a entrevista do paciente com profissional de saúde (não médico) treinado para aplicar questionários preditivos de diagnóstico provisório de cefaléia.

Com a validação de um questionário e o treinamento de agentes de saúde, o acesso a este atendimento pode ser muito amplo. A partir da

discriminação resultante do diagnóstico provisório, os pacientes podem ser encaminhados ao nível de atendimento adequado. Os casos simples podem ser orientados pelo próprio agente de saúde (há diretrizes para isto), os casos que necessitam de orientação médica passam pelo médico de família ou clínico geral e os casos complexos são encaminhados ao especialista ou mesmo à internação hospitalar. A implementação correta da Rede Neural Artificial para a questão das cefaléias pode apresentar as seguintes vantagens:

- método de auxílio no diagnóstico para orientação de médicos generalistas e profissionais que atuam em atenção primária à saúde;
- método para agilizar e complementar o trabalho do médico especialista;
- menor subjetividade no diagnóstico;
- direcionamento mais eficaz do tratamento.

Como as RNAs aprendem através de exemplos, os detalhes de como reconhecer a doença, conhecendo-a mais profundamente, não são necessários ao usuário da RNA. Uma série de exemplos representativos de todas as variações da doença é necessária para a utilização de uma RNA (STERGIOUS; SIGANOS, 2006).

## 1 MATERIAL E MÉTODOS

Os dados utilizados neste trabalho foram extraídos do banco de dados da Clínica Neurológica de Joinville/SC, por meio de um questionário estruturado aplicado a 2.177 pacientes com diagnóstico de cefaléia. As perguntas incluídas no questionário formam um corpo capaz de preencher os critérios necessários para o diagnóstico das principais causas de cefaléia. Os diagnósticos destes pacientes foram feitos a partir da experiência clínica de um único médico, que milita na área de atuação das dores de cabeça: cefaliatria. Os dados retratam o atendimento de pacientes de janeiro de 2002 a novembro de 2006. Dos 2.177 pacientes com cefaléia, 1.252 pacientes tiveram o diagnóstico de cefaléia tensional, 307 pacientes de enxaqueca sem aura, 99 pacientes de enxaqueca com aura, 100

pacientes de cefaléia por uso excessivo de medicamento e 419 pacientes tiveram outros tipos de diagnóstico. O questionário constitui-se de 14 informações sobre cada um dos pacientes: sexo, idade, início, localização, intensidade, característica, surgimento, evolução e frequência da dor, duração de cada episódio, fatores associados atenuantes e exacerbantes da dor e o uso de medicações. Com o objetivo de treinar uma RNA que forneça um diagnóstico preditivo dos tipos mais frequentes de cefaléia e que apresente um bom desempenho, as entradas citadas foram tratadas conforme comentado a seguir. As variáveis explicativas são do tipo quantitativas (idade) e qualitativas (sexo, início, localização, intensidade, tipo, surgimento, evolução, frequência, duração, sintomas associados, o que piora e o que melhora a dor e uso de analgésicos) e representam as características (sintomas) do paciente.

A codificação 1 define as entradas através de uma escala numérica, atribuindo pesos às modalidades, com valores de 1 a n, onde n representa o número de opções para cada sintoma. A codificação 2 trata as entradas transformando-as em coordenadas binárias, atribuindo o valor “0” quando o paciente não possui a característica e o valor “1”, em caso contrário. Assim, a variável “Sexo” apresentará, na codificação 1, o valor “1” se o paciente for mulher e “2” se for homem. Na codificação 2, o vetor (1,0) será a representação para o paciente do sexo feminino e (0,1) para o sexo masculino. Assim, o atributo “Sexo” representa um vetor com duas coordenadas binárias. O quadro 1 mostra a codificação da variável “Sexo”.

Quadro 1 – Codificação da variável “Sexo”

Variável Sexo	Codificação 1	Codificação 2 Entradas	
		1	2
Feminino	1	1	0
Masculino	2	0	1

Da mesma forma as outras variáveis foram tratadas. Na codificação 1, a matriz de entrada de dados é de ordem 2.177 x 14. Na codificação 2, tem-se um vetor de entradas com 66 coordenadas binárias, que correspondem aos 14 atributos de cada paciente. A matriz de entrada de dados para a codificação 2 é de ordem 2.177 x 66, já que foram considerados os dados referentes a 2.177 pacientes.

A variável resposta (saída da RNA) é o diagnóstico do paciente. Em uma primeira etapa, foram consideradas cinco saídas para a RNA: Cefaléia Tipo Tensional (CTT), Enxaqueca sem Aura (ESA), Enxaqueca com Aura (ECA), Cefaléia por Uso Excessivo de Medicamento (CEM) e Outros Tipos de Cefaléia, cada uma delas correspondendo a um dos diagnósticos de cefaléia. O quadro 2 a seguir traz a codificação dos dados de saída.

Quadro 2 – Codificação dos dados de saída da rede

Saídas da Rede	Codificação				
	Saída 1	Saída 2	Saída 3	Saída 4	Saída 5
CTT	1	0	0	0	0
ESA	0	1	0	0	0
ECA	0	0	1	0	0
CEM	0	0	0	1	0
Outros	0	0	0	0	1

Numa segunda etapa, foram consideradas cinco RNAs, cada uma delas para fazer o treinamento de cada um dos diagnósticos citados no quadro 2, com apenas uma saída do tipo “0” ou “1”.

Assim, as variáveis originais entrada e saída foram codificadas adequadamente para que a implementação das RNAs pudesse ser realizada com sucesso.

Para a implementação das redes neurais do presente trabalho foram analisados e avaliados os diagnósticos de cefaléia de 2.177 pacientes atendidos na Clínica Neurológica de Joinville/ SC, no período compreendido entre 2002 e 2006, conforme já mencionado. Todos os pacientes foram atendidos pelo mesmo médico. De cada diagnóstico foram extraídos os atributos que compõem o vetor de entradas da rede.

As RNAs do tipo múltiplas camadas foram criadas, treinadas e simuladas utilizando como ferramenta o software MATLAB 7.0 da Mathworks e o componente Neural Networks Toolbox utilizando o algoritmo back-propagation. O MATLAB permite a

criação de diferentes tipos de redes e oferece uma liberdade bastante grande para a alteração dos parâmetros da rede. Um algoritmo foi gerado no MATLAB para testar diferentes configurações de redes analisando, assim, a influência dos parâmetros nos resultados finais de simulação. O número de camadas e o número de neurônios de cada camada devem ser definidos inicialmente. Segundo HAYKIN (2001), apenas uma camada intermediária é necessária para aproximar qualquer função contínua. Assim, o presente trabalho é composto de uma camada de entrada, uma camada oculta e uma camada de saída. As funções de ativação utilizadas neste trabalho foram:

- a função logística sigmoidal (log-sig) tanto na camada escondida quanto na camada de saída;
- a função tangente sigmoidal (tang-sig) na camada escondida e a função linear na camada de saída;
- a função tangente sigmoidal na camada escondida e a função logística sigmoidal na camada de saída;
- a função logística sigmoidal na camada escondida e a função linear na camada de saída.

A rede foi inicializada com um número “x” de neurônios na camada escondida, treinada através de “y” épocas (ciclos; iterações), o erro foi calculado e o estado da rede salvo a cada 25 iterações. Este procedimento foi repetido “z” vezes. Em seguida uma nova rede foi inicializada com um outro número de neurônios na camada escondida e assim sucessivamente. Por fim, o algoritmo encontrou a rede que apresentou o maior índice de acertos.

Desta forma, o algoritmo gerou “z” diferentes redes iniciais (com conjuntos de pesos diferentes, escolhidos aleatoriamente), com o mesmo número de neurônios na camada oculta, treinou-as por “y” iterações, e ao final do

processo, apresentou aquela que mais se aproximou das saídas desejadas. A rede, então, foi testada para verificar a sua capacidade de generalização.

Os 2.177 diagnósticos que compõem a amostra foram divididos em dois conjuntos. Para avaliar a generalização das redes treinadas, foi utilizado o procedimento holdout, devido à grande base de dados. Este procedimento separa uma parte, 2/3 dos dados, para o treinamento da rede e outra, 1/3 dos dados, para testá-la. A amostragem foi estratificada, assegurando que cada classe estivesse representada de forma proporcional nos dois conjuntos de dados (treinamento e teste). A cada três pacientes, dois foram selecionados para o conjunto de treinamento e um para o conjunto de teste.

A partir do conjunto representado por 2/3 da amostra, realizou-se o treinamento supervisionado da rede. O outro conjunto, representado por 1/3 da amostra, chamado de conjunto de teste, foi utilizado para verificar o aprendizado da rede. A técnica proposta neste trabalho foi implementada da seguinte forma:

- Teste I: treinamento de uma RNA considerando 66 neurônios na camada de entrada (codificação 2) e cinco neurônios na camada de saída.
- Teste II: treinamento de cinco RNAs, cada uma delas com 66 neurônios na camada de entrada e um neurônio na camada de saída;
  - Teste III: treinamento de uma RNA com 14 neurônios na camada de entrada (codificação 1) e cinco neurônios na camada de saída.

Os treinamentos das redes para os Testes I, II e III foram realizados variando os parâmetros definidos a seguir:

- número de neurônios na camada escondida: em cada teste, a rede foi treinada inicialmente sem a camada oculta e nos demais testes utilizando, respectivamente, 1, 2, 3, ..., 10 neurônios na camada oculta.
- conjuntos de pesos iniciais: em cada teste foram utilizados cinco conjuntos de pesos iniciais escolhidos aleatoriamente;
- funções de ativação: foram usadas quatro duplas de funções de ativação diferentes para cada teste – logística sigmoidal nas duas camadas; logística sigmoidal e linear; logística sigmoidal e tangente sigmoidal; tangente sigmoidal e linear;
- número de neurônios na camada de entrada: para o Teste III o número de neurônios é igual a 14 (codificação 1) e para os Testes I e II o número é igual a 66 (codificação 2);
- número de neurônios na camada de saída: o número de neurônios na camada de saída é igual a cinco nos Testes I e III e igual a um no Teste II.

Segundo NIEVOLA (2006) uma decisão muito importante quando se está na etapa de treinamento de uma RNA é saber quando parar com ele. Um dos critérios mais utilizados é o número de iterações.

No presente trabalho, o número de iterações foi fixado em 1000 ciclos. Em todas as iterações a taxa de aprendizagem utilizada foi  $\gamma = 8$ . Optou-se por não usar a taxa de momentum ( $\alpha$ ).

## 2 RESULTADOS

No Teste I as redes foram treinadas utilizando a codificação 2 dos atributos de entrada. Desta forma, o vetor de entradas da rede possui 66 entradas binárias. A camada de saída é composta por cinco neurônios. O número de neurônios na camada escondida variou de “0” a “10”. A melhor arquitetura é a que apresenta nove neurônios na camada escondida, usando a função de ativação logística sigmoidal tanto na camada escondida quanto na camada de saída. O percentual de acerto

foi de 73,04%, o maior encontrado em todas as simulações realizadas.

No Teste II foram treinadas cinco redes, cada uma delas com apenas uma saída. Cada uma das redes corresponde a um diagnóstico de cefaléia como saída, de acordo com a nomenclatura:

- RN I: CTT;
- RN II: ESA;
- RN III: CEM;
- RN IV: ECA;
- RN V: Outros Tipos de Cefaléia.

O vetor de entradas é composto por 66 componentes binários de acordo com a codificação 2 e a saída da rede é composta por apenas um neurônio. Os valores da saída estarão compreendidos no intervalo (0, 1). Os valores próximos a “1” (0,5; 1) representam determinado tipo de cefaléia (RN I, ..., RN V; um tipo para cada rede neural) e os valores próximos a “0” (0; 0,5) representam a não ocorrência daquele tipo de cefaléia. O número de neurônios na camada escondida variou de “0” a “10” para cada uma das redes.

As funções de ativação utilizadas para o Teste II foram a função logarítmica sigmoidal tanto na camada escondida quanto na camada de saída e a função tangente sigmoidal na camada de saída foram utilizadas. A figura 1, a seguir, mostra os melhores resultados obtidos, em termos percentuais, para as cinco redes neurais treinadas.

No Teste III, as redes foram treinadas utilizando a codificação 1 dos atributos de entrada. Desta forma, o vetor de entradas da rede possui 14 entradas. A camada de saída é composta por cinco neurônios. O número de neurônios na camada escondida variou de “0” a “10”.

Foram usadas as funções de ativação logística sigmoidal tanto na camada escondida quanto na camada de saída, e, em seguida, a função tangente sigmoidal na camada escondida e a função logística sigmoidal na camada de saída. A melhor arquitetura é a que apresenta 10 neurônios na camada escondida usando a função de ativação tangente sigmoidal na camada escondida e a função de ativação logística sigmoidal na camada

de saída. O percentual de acerto foi de 66,65%, o maior encontrado em todas as iterações realizadas.

### 3 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Foram apresentados os treinamentos de algumas

RNAs e suas diferentes topologias, com o objetivo de obter um diagnóstico preditivo para os pacientes com cefaléia atendidos pelo médico R.M.F.

Os melhores resultados foram obtidos a partir da codificação 2 das variáveis de entrada, processo que transformou-as em vetores de coordenadas binárias.

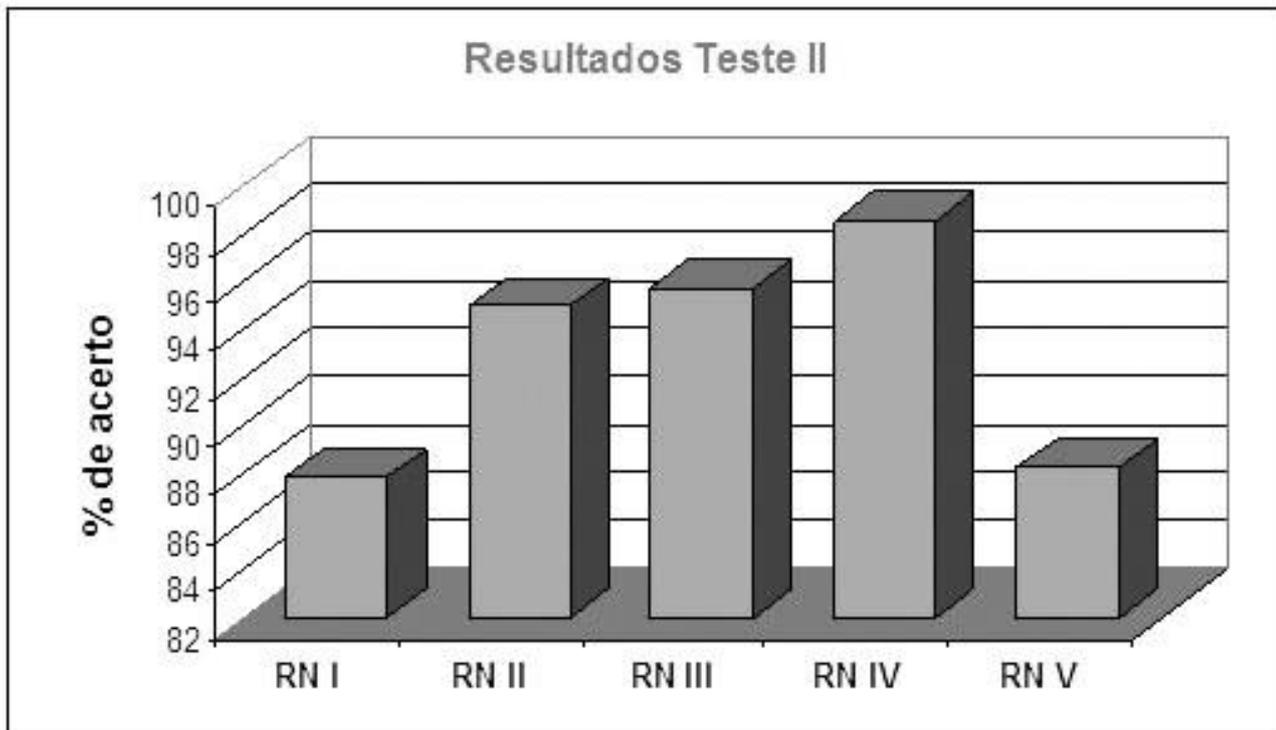


Figura 1 – Melhores Resultados Teste II

A tabela 2, a seguir, mostra os melhores resultados de todos os treinamentos realizados, especificando a topologia, o número de neurônios na camada de entrada, o número de neurônios na camada escondida, o número de neurônios na camada de saída, o tipo de codificação das variáveis de entrada e o percentual de acerto da rede em cada simulação.

Tabela 2 – Melhores resultados das redes neurais

T	Neurônios			Cod	funções de ativação	% Sua utilização é ampla e abrangente, sendo reconhecida sua utilidade no processamento de informações derivadas dos setores comerciais, industriais e de serviços, públicos e privados. Há exemplos de utilização com sucesso na área da saúde, onde podem se mostrar instrumentos de valor para médicos, administradores e demais profissionais de saúde. No presente trabalho, as RNAs foram exploradas para resolver o problema de predição dos diagnósticos mais freqüentes das dores de cabeça, que constituem um dos mais freqüentes sintomas que afligem a população e que acionam o sistema de saúde em todo o mundo. Utilizou-se o banco de dados de uma clínica especializada, que dispõe em seu sistema de questionário semi-estruturado, cujo
	A	B	C			
I	66	9	5	2	logsig/logsig	73,04
II	66	10	1 - RNI	2	tansig/logsig	87,83
II	66	2	1 - RNII	2	tansig/logsig	94,99
II	66	7	1 - RNIII	2	tansig/logsig	95,73
II	66	8	1 - RNIV	2	logsig/logsig	98,53
II	66	8	1 - RNV	2	tansig/logsig	88,24
III	14	10	5	1	tansig/logsig	66,65

Onde:

T representa a topologia;

A é o número de neurônios na camada de entrada;

B é o número de neurônios na camada oculta;

C é o número de neurônios na camada de saída; Cod é o tipo de codificação das variáveis de entrada.

O Teste II apresentou os melhores resultados para a predição do diagnóstico de pacientes com cefaléia, como mostra a tabela 2. Constata-se que cinco RNAs, com apenas uma saída cada, têm desempenho melhor do que uma RNA com cinco saídas e que a codificação das entradas e saídas, em coordenadas binárias, facilita o processamento da rede. Assim, as RNAs aqui

apresentadas e trabalhadas poderão auxiliar o médico especialista (cefaliatra) no diagnóstico preditivo dos tipos mais freqüentes de cefaléia.

## CONCLUSÕES

As RNAs constituem uma técnica conhecida por simular o comportamento do cérebro humano, utilizando a tentativa e erro no processo de acumulação de novos conhecimentos.

Todas as RNAs foram treinadas, separadamente, a partir do aprendizado supervisionado. Foi realizada, empiricamente, a variação dos seguintes parâmetros, com o objetivo de encontrar a melhor estrutura de rede: funções de ativação das camadas de entrada e oculta; número de neurônios nas camadas de entrada e saída; número de neurônios na camada oculta. Utilizou-se o algoritmo back-propagation, baseado na generalização do mapeamento de um padrão de entrada para um espaço de saída através da minimização do erro entre a saída que ele produziu e o padrão de saída fornecido. A utilização de RNAs apresentou-se adequada no tratamento das informações dos 2.177 pacientes. A base de dados foi implementada a partir dos dados (sintomas) de cada paciente e do conhecimento do especialista (diagnóstico). Verificou-se que o modelo que apresentou um melhor desempenho utilizou cinco redes neurais com uma saída, onde

BERG, J.; RAMADAN, N. M. Societal burden of the headache. The Headaches. 3<sup>rd</sup> Edition. Williams and Wilkins. Philadelphia, 2006.

DAHLÖF, C. G. H.; SOLOMON, G. D. Impact of headache on the individual and family. The Headaches. 3<sup>rd</sup> Edition. Williams and Wilkins.

NIEVOLA, J. C. Redes Neurais Artificiais. Disponível em: [http://www.ppgia.pucpr.br/~euclidesfjr/Metodos\\_Inteligentes/0206/RNA-](http://www.ppgia.pucpr.br/~euclidesfjr/Metodos_Inteligentes/0206/RNA-)

STERGIOUS, C.; SIGANOS, D. Neural Networks. Disponível em: [http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise\\_96/journal/vol4/cs11/report](http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise_96/journal/vol4/cs11/report).

STOVNER, L. J.; SCHER, A. I. Epidemiology of headache. The Headaches. 3<sup>rd</sup> Edition. Williams and Wilkins. Philadelphia, 2006.

TATIBANA, C. Y.; KAETSU, D. Y. Uma Introdução às Redes Neurais. Disponível em: <http://www.din.uem.br/ia/neurais/>. Acesso em: 13

os percentuais de acerto variaram de 87,83% a 98,53%. As RNAs mostraram-se uma ferramenta de grande valia para o Reconhecimento de Padrões no diagnóstico médico dos tipos mais freqüentes de cefaléia. Desta forma, utilizando as informações obtidas no questionário, os médicos têm condições de fazer um diagnóstico preditivo do paciente com dor de cabeça, fazendo uso da ferramenta.

Predizendo os diagnósticos mais freqüentes de cefaléia, o presente instrumento pode ser utilizado como triagem, otimizando os recursos disponíveis no sistema de saúde. Assim, na porta de entrada do sistema, um agente de saúde ou um enfermeiro pode ser treinado para a aplicação do questionário e ao btençãood ah ipótesed iagnóstica.C oma a dequadas upervisão, pode ser desenhado um quadro capaz de orientar o paciente neste ambiente de atendimento primário. Os casos mais simples podem ser encaminhados para o acompanhamento de médico de família. Os casos mais complexos podem ser encaminhados ao especialista e mesmo ao hospital. Muitas consultas e exames desnecessários podem ser evitados, desafogando a rede de saúde. Em última análise, o modelo pode propiciar agilidade, economia e funcionalidade ao

numerosos pacientes com cefaléia.

## REFERÊNCIAS

Abstract. Headache is a very common disease, even more common than we can think about. Studies show that it affects about 92% of the population. It is a high cost disease, related to social and economical status. The aim of this paper is to analyze de relevant results through questionnaires answered by 2177 patients with headache diagnosis, and check if the treatment, using Artificial Neural Networks (ANN) as a recognizing tool of

patterns can help on new patients diagnosis. The developed system is based on Perceptron ANN multilayers and it was used MATLAB 7.0 software, and Neural Network Toolbox for its implementation and training. At this present paper, elements are studied to justify the use of ANN as a diagnosis tool support, as a Classificação Internacional das Cefaléias. 2. ed. São Paulo: Segmento Farma, 2004.

way to help the doctor's routines, and as well as na educational tool on training qualifying professionals.

Key-words: Neural networks, Headache, Pattern recognition

Philadelphia, 2006.

HAYKIN, S. Redes neurais. Porto Alegre: Bookman, 2001.

LIPTON, R. B; BIGAL, M. E. Ten lessons on epidemiology of migraine. Headache, 2007.

XIIRI.pdf. Acesso em: 10 fev.

2007. html. Acesso em: 20 mar.

2007. dez. 2006.