

## Um Modelo de Rede Neural Baseado na Circuitaria da Retina para Detecção de Padrões Eletroencefalográficos

Marco Aurélio Benedetti Rodrigues<sup>1</sup>; Iria Pedroso da Cunha<sup>3</sup>,  
Vania A. Andriani<sup>2</sup>, José Marino Neto<sup>2</sup> & Fernando Mendes de Azevedo<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Grupo de Pesquisas em Engenharia Biomédica - GPEB - Departamento de Engenharia Elétrica

<sup>2</sup>Laboratório de Neurofisiologia I - LNFI - Departamento de Ciências Fisiológicas

<sup>3</sup>Laboratório de Morfologia – MOR – Departamento de Ciências Morfológicas

Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC

Florianópolis - Santa Catarina – SC

benedett@gpeb.ufsc.br, iria@ccb.ufsc.br, azevedo@gpeb.ufsc.br, marino@ccb.ufsc.br

### Abstract

*Different structural and functional attributes of extrafoveal and foveal circuitry in the retina allows respectively for differential detection and acuity processing capacities. Accurate object analysis is achieved by maintaining a detected visual object image in the foveal circuits through centrally controlled eye movements. The present study describes the development of a neuronal model based in these attributes, for detection of electroencephalographic (EEG) patterns of human sleep. In this model, two distinct artificial neural networks (ANNs) were developed. A dynamic feedforward ANN, modelling functional attributes of extrafoveal retina (DANN), introduces a preprocessing step aimed at preliminary detection of patterns similar to those presented at the training stage. If any or both of these trained patterns, DANN outputs are directed to a second ANN (FANN), that simulates foveal retina properties, including lateral inhibition and "on" / "off" portions of the bipolar and ganglionar receptive fields, that forms self maps. Such a structure allow for higher acuity (or discriminative power) and are employed in final recognition of multiple patterns. This model was tested in segments of human sleep EEG and was shown to effectively detect and discriminate between K complexes and sleep spindles, typical of sleep stage II*

### Introdução

O retina dos mamíferos apresenta duas regiões morfológicamente e funcionalmente distintas de grande importância no processo de identificação da imagem, a retina periférica e a fóvea. A retina periférica contém circuitos de alta sensibilidade, porém baixo poder de discriminação de padrões. Já a fóvea é uma área que contém circuitos de baixa sensibilidade, porém com um

alto poder de discriminação de padrões, contornos e bordas.

A imagem captada pela retina é controlada pelos movimentos oculares. Onde, o cérebro atua na circuitaria de controle destes movimentos fazendo com que a imagem “alvo” passe pela retina periférica realizando uma primeira identificação da imagem e posteriormente chegue até a fóvea para a identificação final da imagem, Figura 1. O mecanismo apresentado na Figura 1 é importante para este modelamento devido ao fato de possuir duas fases na identificação dos padrões. A primeira fase identifica algo “semelhante” ao padrão alvo, já a segunda fase realiza a identificação, propriamente dita do padrão alvo, através da movimentação do globo ocular e posicionamento das características do padrão sobre a fóvea do olho.

Na retina periférica, distinguem-se três grandes camadas de células: as *células fotossensíveis* (ou fotorreceptoras) compostas de estruturas denominadas de cones e bastonetes, as quais possuem a função de captar estímulos luminosos e convertê-los em potenciais elétricos. A segunda camada é composta por células que possuem a finalidade de captar os estímulos provenientes das células fotossensíveis, e mais internamente a camada composta por células ganglionares, que transmitem os estímulos visuais pelo nervo óptico até o tálamo visual e daí ao córtex cerebral, onde são realizados os processos de identificação da imagem[4]. A Figura 2 apresenta um diagrama simplificado da retina retina periférica (a esquerda) e da fóvea (a direita).

Os bastonetes são estruturas adaptadas para identificação de sinais com pouca intensidade luminosa, enquanto que, os cones são adaptados para identificação de sinais com maior intensidade. No homem, o número de bastonetes é cerca de vinte vezes maior que o número de cones. Contudo, a distribuição dos dois tipos de receptores não é uniforme. Nas porções periféricas da retina predominam os bastonetes, enquanto que o número de cones aumenta progressivamente a medida

que se aproxima da fóvea, até que, ao nível da fóvea, existam exclusivamente cones. A característica principal do potencial dos fotorreceptores da retina é o seu comportamento aproximadamente logarítmico da intensidade luminosa. Isto é de extrema importância porque permite a discriminação de intensidades luminosas em uma faixa muito mais ampla do que seria possível sem esse pré-processamento.

Entre a primeira e a segunda camada da retina surgem as células horizontais, conectando-se entre os corpos sinápticos dos bastonetes e cones, bem como com os dendritos das células bipolares. A saída das células bipolares são inibitórias, e estas conexões horizontal parecem ser responsável pelo fenômeno da inibição lateral, que é importante como mecanismo de intensificação de contraste (bordas)[12].

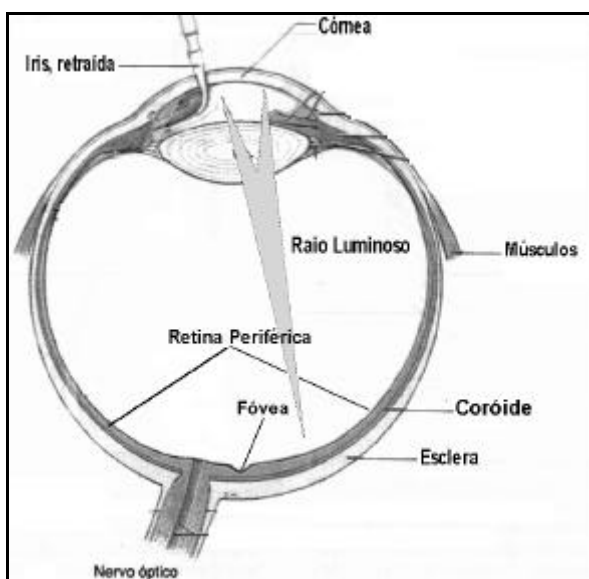


Figura 1 – Porções esquemáticas do olho humano

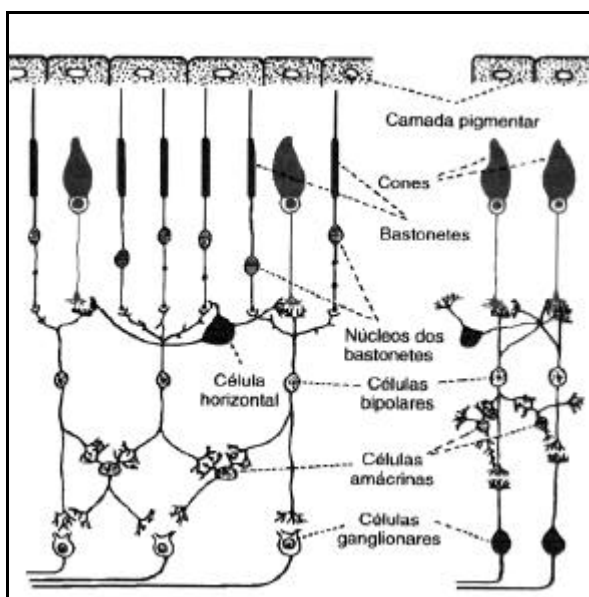


Figura 2 – Esquema da disposição dos neurônios na retina

A terceira camada composta na sua maioria pelos neurônios ganglionares, conjuga as informações das camadas neuronais anteriores e transmite informações sobre a imagem para o Sistema Nervoso Central (SNC), através de potenciais de ação

Na retina periférica é encontrada uma relação entre 60 bastonetes e 2 cones que convergem para um neurônio ganglionar, enquanto que na fóvea o número de neurônios ganglionares é quase igual ao número de cones. Este baixo índice de convergência das entradas dos fotorreceptores sobre os neurônios ganglionares na fóvea pode explicar o alto grau de acuidade visual em comparação ao da retina periférica. A Figura 3 apresenta uma micrografia da retina [11]. Esta micrografia é de extrema importância, pois apresenta a relação neuronal existente nas camadas da retina. E, assim, proporciona uma idéia do número de neurônios que serão utilizados na rede neural artificial aqui modelada, tanto na parte da retina periférica quanto na fóvea.

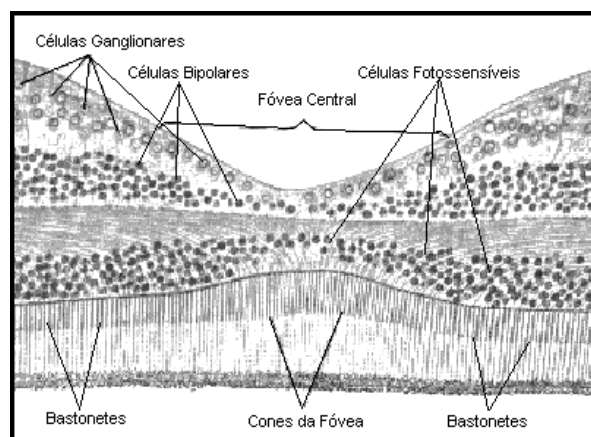


Figura 3 – Micrografia da Retina, apresenta a relação neuronal da retina periférica e fóvea central do olho.

A proposta deste trabalho é apresentar e implementar, através de Redes Neurais Artificiais (RNA) um modelo simplificado da retina, capaz de realizar a identificação de padrões eletroencefalográficos durante o sono. Este modelo é constituído de uma Rede Neural Artificial Dinâmica (RNAD) para o pré-processamento do sinal [8][9][10], visando determinar a existência de padrões similares com os treinados, e uma outra RNA com algoritmos de inibição lateral e auto-organização, com a finalidade de realizar a identificação propriamente dita dos padrões específicos de EEG.

## A Rede Neural

O mecanismo de identificação de uma imagem, realizado através da cadeia neuronal da retina, pode ser interpretado e modelado de forma simplificada através de um conjunto de RNAs. O circuito aqui proposto é constituído de uma RNAD composta de noventa células fotorreceptoras do tipo bastonetes na camada de entrada. A camada intermediária desta RNAD é composta de quarenta neurônios bipolares polissinápticos, que se interligam a cada uma das células fotorreceptoras, isto é,

todas as células de entrada são interligadas aos neurônios da camada intermediária, que, por sua vez, são interligados a um único neurônio (célula ganglionar), que envia as informações para o Sistema Nervoso Central (SNC). O SNC, neste trabalho, não está sendo modelado, apenas possui algoritmos para a identificação dos sinais provenientes das RNAs e controle de parâmetros para o algoritmo de auto-organização da RNA da fóvea (RNAF). As informações de saída da RNAD se modificam de acordo com a dinâmica dos padrões de entrada, que variam no decorrer do tempo produzindo um vetor denominado de Vetor de Saída da Rede Neural (VSRN). A análise das variações temporais do VSRN é o indicador da presença ou não de um determinado padrão, conforme será abordado posteriormente.

As células fotossensíveis (bastonetes) são compostas de função de ativação logarítmica, com a finalidade de tornar a faixa de entrada diferenciada de acordo com o nível do sinal nestas células.

Neste modelo foi adotado na entrada da RNAD, apenas estruturas do tipo bastonetes, devido a alta sensibilidade para os sinais de EEG. Já na fóvea o padrão de entrada não passa por nenhuma função de ativação, os cones para a fóvea não foram modelados neste trabalho. Isso é possível devido a parametrização dos vetores de entrada, onde o valor máximo de amplitude correspondesse ao valor um (1), e o valor mínimo a zero (0). Esta parametrização é necessária devido à grande variação de amplitude que pode ocorrer de indivíduo para indivíduo e, até mesmo, entre tipos diferentes de eletrodos utilizados na captação dos sinais. Na identificação de complexos K e fusos do sono a amplitude não possui grande importância, mas sim a variação de amplitude que pode ocorrer durante um determinado padrão, bem como a frequência, formato, e duração destes [1][2][7]

A Figura 4, apresenta a estrutura da RNAs, onde os bastonetes são representados no Quadro 1, pelos retângulos com a sigla "Ba". O nível padrão para cada bastonete não excitado é de 0,5, representando uma estabilidade na rede. O sinal de EEG a ser identificado é enviado, ponto a ponto, para uma malha de atraso composta por bastonetes (Ba), que por sua vez processam o sinal de acordo com uma função de ativação logarítmica, transferindo o sinal para os neurônios da camada de entrada. Ainda no quadro 1 da Figura 4, as células horizontais possuem a finalidade de modular os padrões neuronais de forma a tornar a saída do neurônio ganglionar mais ou menos ativa de acordo com a posição dos sinais e níveis da camada de entrada da RNAD. Neste modelo, foi utilizado apenas uma célula horizontal, porém, esta se conecta lateralmente com todos os outros neurônios da camada de entrada. Como a saída das células horizontais são sempre inibitórias, um processo de inibição lateral pode ser verificado atuando nas entradas das células bipolares, conforme a equação 1, onde  $S_{i,j}$  representa a vizinhança a ser verificada relativa ao neurônio  $S_{k,l}$ , E1 é a constante de ativação do neurônio e E2 a constante

inibitória para os neurônios da vizinhança mais próxima.

$$S_{i,j} = \begin{cases} 1) S_{i,j} + S_{k,l} * E1 & \text{se } i = k \text{ e } j = l \\ 2) S_{i,j} - S_{k,l} * E2 & \text{se } \begin{cases} i = k \text{ ou } i = k+1 \text{ ou } i = k-1 \\ j = l \text{ ou } j = l+1 \text{ ou } j = l-1 \end{cases} \\ S_{i,j} & \text{se não for 1) ou 2)} \end{cases}$$

Equação 1 - Ativação da vizinhança  $S_{i,j}$  reativa ao neurônio  $S_{k,l}$

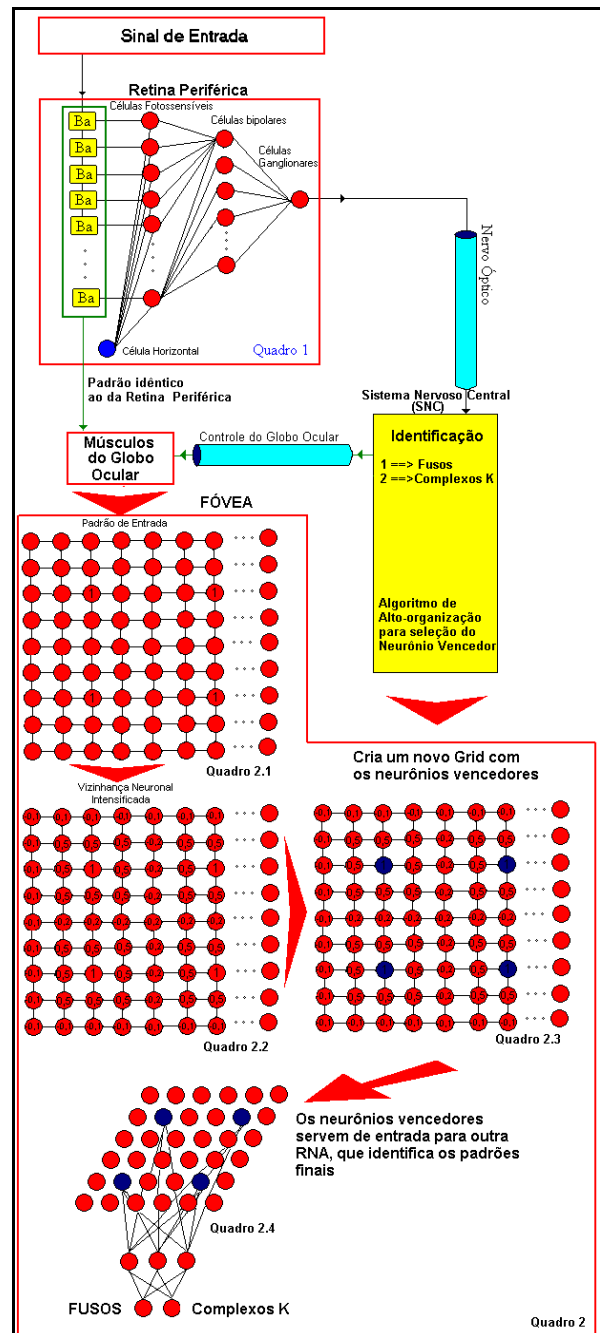


Figura 4 – Estrutura Neuronal da Rede

As células bipolares da RNAD (Quadro 1 da Figura 4) possuem apenas mecanismos de polarização e

despolarização, com a finalidade de integrar o sinal da camada de neurônios fotorreceptores para a célula ganglionar, na qual é obtido o VSRN para a análise pelo SNC.

Quando um sinal é identificado pelo SNC, como similar a um fuso do sono ou complexo K, o SNC ativa um mecanismo semelhante ao globo ocular do olho humano, enviando o padrão de entrada da RNAD para a RNAF, para realização uma segunda identificação mais criteriosa deste padrão. Isto se assemelha aos movimentos realizados pelos olhos para focalizar um determinado objeto que se deseja identificar.

Na fóvea, representada pelo Quadro 2 da Figura 4, o sinal a ser identificado é inserido em uma matriz de 90x90 neurônios (Quadro 2.1). Nesta camada, foi adotado para cada ponto digitalizado do padrão uma amplitude unitária, que representa a ativação do neurônio nesta camada. Na Figura 5 é apresentado um gráfico de um fuso do sono ao entrar na fóvea. Após, ocorre um processo de inibição lateral realizado pelas células horizontais, neste modelo foi adotado um conjunto de 90 células horizontais, com uma vizinhança de 9 elementos neuronais, representado graficamente pelo Quadro 2.2 da Figura 4. Na Figura 6, o mesmo padrão de fuso do sono da Figura 5 é apresentado, porém, após o resultado obtido pela inibição lateral causada pelas células horizontais, a Figura 7 apresenta o mesmo gráfico da Figura 6, porém em duas dimensões. A análise dos gráficos sugere uma maior ativação dos neurônios nas bordas dos padrões de entrada e uma inibição da vizinhança, proporcionando um maior contraste para os picos e vales deste padrão.

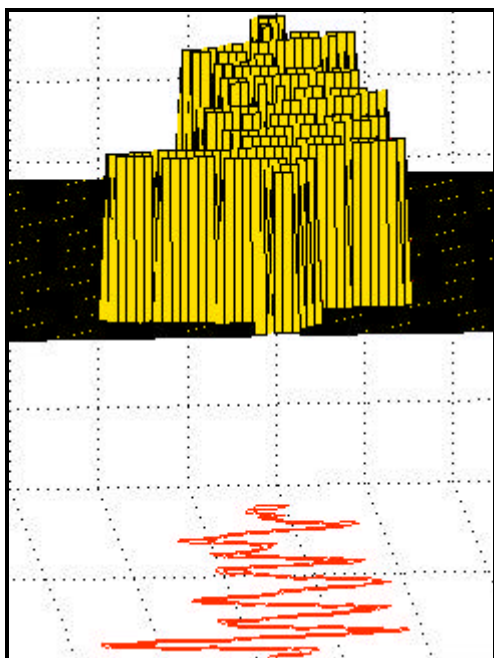


Figura 5 - Representação de um fuso do sono ao entrar na fóvea do olho

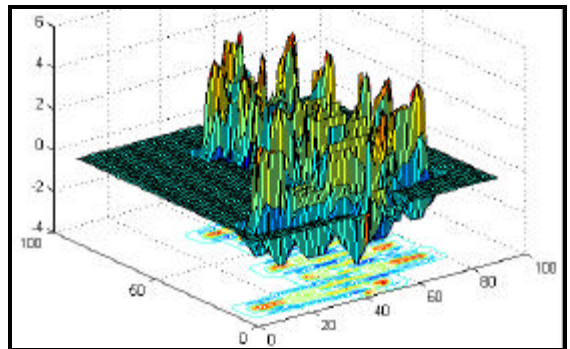


Figura 6 - Representação de um fuso após a inibição lateral causada pelas células horizontais na fóvea

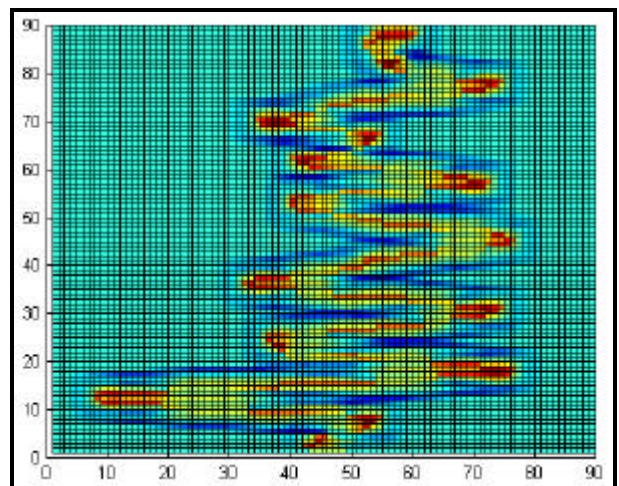


Figura 7- Representação em duas dimensões da Figura 6

Após a inibição lateral torna-se necessário a identificação deste padrão, para isto, foi utilizado um algoritmo de auto-organização para o posicionamento de 90 neurônios de acordo com o sinal obtido após o processo de inibição lateral. O algoritmo de auto-organização possui um número fixo de épocas de treinamento. A Figura 8, apresenta o resultado do posicionamento dos neurônios após 1000 épocas de treinamento.

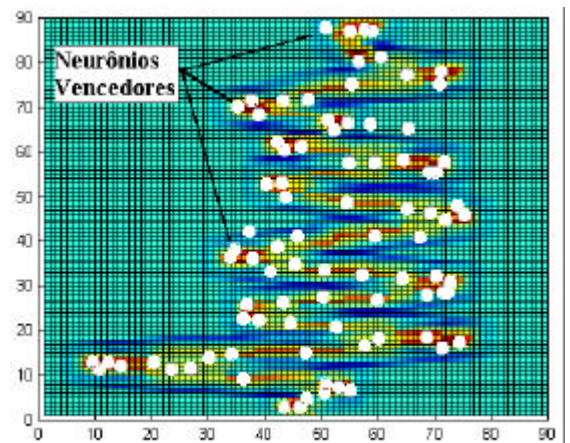


Figura 8 - Representação em duas dimensões da posição dos neurônios vencedores.



Por fim, é utilizada um RNA estática com 90 neurônios na camada de entrada, 40 na intermediária e 2 na saída. Os padrões de entrada da rede são provenientes da camada auto-organizativa, conforme é apresentado no Quadro 2.4 da Figura 4. Esta RNA é treinada de maneira que um padrão de fuso do sono torne ativo um determinado neurônio e um padrão de complexo K o outro neurônio.

### Método de Treinamento das RNAD

O treinamento para a RNAD foi realizado através de um algoritmo baseado no *backpropagation*, onde cada atualização dos pesos é realizada conforme a entrada de cada um dos valores digitalizados, isto é, para cada valor de entrada, na malha de atraso, é realizado um treinamento pela rede [8]. Estes valores se modificam a medida que os padrões de entrada começam a entrar pela malha de atraso. A RNA da fôvea também foi treinada com base no algoritmo *backpropagation*, porém todos os pontos do padrão são inseridos de uma única vez nos neurônios de entrada.

Os mesmos registros de EEG durante o sono foram escolhidos como padrões para o treinamento tanto da RNAD, como para a RNAF. Este sinal foi escolhido por ser o modelo de um sinal dinâmico, o qual, por definição é composto de variáveis funcionais e temporais [6][5], através de um conjunto de treinamento constituído de uma combinação de frequências e amplitudes provenientes de diversos locais do cérebro. Normalmente, este tipo de sinal é de difícil identificação, pois alguns tipos podem ser função de estímulos externos ou internos do organismo [3].

Os padrões de treinamento, adotados foram os complexos K e fusos do sono, previamente selecionados por um especialista da área. Os vetores de entrada (sinais de EEG) foram parametrizados de tal forma que o valor máximo de amplitude correspondesse ao valor um, e o valor mínimo a zero, conforme mencionado anteriormente. Cada padrão é constituído de noventa pontos, o que representa uma duração de aproximadamente um segundo. Este tempo foi escolhido levando em consideração o tempo mínimo de duração de um fuso ou de um complexo K, o qual segundo Rechtschaffen & Kales [7] é de aproximadamente 0,5 segundos. O valor da janela de tempo escolhida é o dobro da duração mínima de um fuso ou complexo K, devido a dois motivos principais: a existência de fusos e complexos K um pouco maiores que 0,5 segundos; e pela possibilidade do deslocamento do sinal no tempo através dos noventa neurônios da camada de entrada da rede, o que se reflete significativamente no aprendizado e na identificação dos padrões. Na Figura 9 é apresentado um conjunto de treinamento utilizado em ambas as RNAs, na parte superior estão situados cinco fusos do sono e na parte inferior um conjunto de complexos K. Estes padrões foram selecionados com padrões típicos dentre um conjunto de 50 fusos e 50

Complexos K durante o sono de 2,5 horas de um paciente considerado normal.

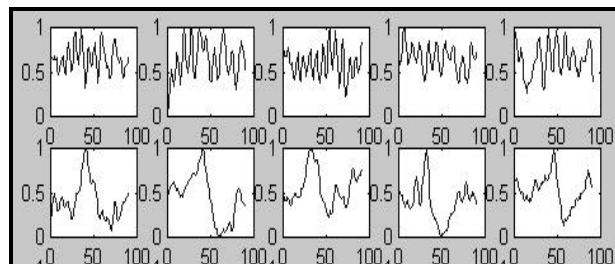


Figura 9 – Padrões selecionados pelo especialista para o Treinamento para as RNAs

As RNAs foram treinadas com uma taxa de aprendizado de 0,01 até atingirem um valor de erro médio quadrático menor que 0,02.

### Resultados e Conclusões

Os olhos são órgãos fotossensíveis complexos que atingem alto grau de evolução, permitindo uma análise minuciosa quanto à forma dos objetos, cor e a intensidade de luz refletida. A rede aqui proposta não possui finalidade de simular todo o comportamento da retina do olho humano, mas sim demonstrar que existe vários mecanismos de pré-processamento nos sinais luminosos captados pela retina, que posteriormente são enviados ao córtex cerebral, e que este processo pode ser utilizado no auxílio da detecção de padrões.

A retina periférica, que possui a finalidade de identificar padrões que se assemelhem aos padrões previamente treinado, apresenta um VSRN resultante após cada identificação. Dois VSRN, um fuso do sono e outro de complexo K, podem ser respectivamente visualizadas através da Figura 10 e 11. Estes padrões diferem do conjunto de treinamento original da RNAs.

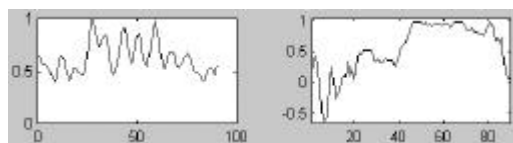


Figura 10 – Fuso do sono (a esquerda) e VSRN resultante (a direita)

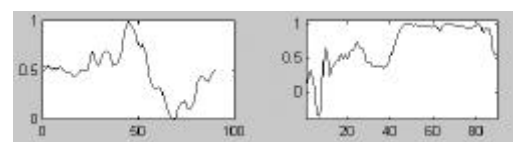


Figura 11 – Complexo K (a esquerda) e VSRN resultante (a direita)

A identificação do resultado final, é realizada pelo SNC, que leva em consideração a existência ou não de um segmento do VSRN com um valor constante próximo a 1(um). Caso exista um segmento maior do que dez pontos e com um erro menor do que 0,01, em

relação aos níveis padronizados o SNC pode “dizer” que a rede encontrou um determinado tipo de padrão. E, posteriormente, enviar estímulos ao o globo ocular para que ele modifique a posição da imagem, centralizando-a sobre a retina, isto é, os padrões que antes eram entrada da retina periférica, passam a ser entrada da fóvea.

Embora, a retina periférica identifique vários padrões de EEG, ela não adquire informações mais específicas do padrão. Pelo contrario, a fóvea é bem mais especializada para a detecção de bordas devido ao algoritmo de inibição lateral e auto organização. Os resultados obtidos pela fóvea após a identificação dos sinais da retina periférica foram de grande significado, o índice de acerto aumentou em média de 80% para 90% dos padrões.

Os resultados do conjunto de teste, alguns apresentados acima, servem como referência para análise e comparação do comportamento da retina na identificação de padrões do sono com o resultado de outros trabalhos realizados com RNAs semelhantes [8][9][10]. Este trabalho não possui o intuito de comparar a performance de diversos tipos de RNAs na identificação de sinais bioelétricos e sim demonstrar que o modelo aqui proposto possui uma ótima viabilidade para a sua implementação.

O modelo da retina proposto possui uma velocidade de identificação bem elevada, mesmo que o processamento a nível da fóvea seja bem mais lento. A retina periférica possui apenas uma única RNAD e o sinal de entrada somente é transferido para a fóvea após ser identificado pela mesma, diminuindo o processamento e aumentando a agilidade do processo de identificação.

Tornou-se, ainda, necessário um teste final, a análise de um registro completo de EEG através do nosso modelo. As redes neurais analisaram um registro de EEG de um paciente sem arritmias no EEG, durante um período de sono (fase 2 do sono) com duração de 1 hora. Um especialista da área concordou com cerca de 70% dos complexos K e fusos do sono encontrados pela RNAD. Porém, na concepção de um especialista da área, a RNAD errou e identificou errado cerca de 20% dos padrões, deixando de identificar 10% dos padrões. Após análise final do resultado de identificação do modelo, depois do processamento da fóvea, o índice de erro diminuiu em torno de 10%. Testes ainda estão sendo realizados com este modelo e confirmam um bom índice de acerto, comparado com estudos anteriores das RNADs [8][9][10].

A rede neural proposta neste artigo faz parte de um sistema completo para de apnéias durante o sono que vem sendo realizado pelo Grupo de Pesquisa em Engenharia Biomédica na Universidade Federal de Santa Catarina.

## Referências Bibliográficas

- [1]-Dement, W.C., “The Nature and function os sleep”, *In* Reynolds D, Sjöberg A (eds.), *Neuroelectric Research, Electroneuroprosthesis, Electroanesthesia, and Nonconclusive Electrotherapy*. Springfield, IL, Charles C Tomas, 1970.
- [2]-Kelly, D. D.; “Sleep and Dreaming/Disorders of Sleep and Consciousness”. *In*: Kandel, E. R.; Schwartz, J. H. & Jessell, T. M. *Principles of Neural Science*, 3 ed. London: Prentice-Hall International Inc., 1991. p. 792-819.
- [3]-Loomis A.L., Harvey E.N, Hobart G.A., “Electrical potentials of the humam brain”, *J. Exp. Psychol*, 19:249-279, 1936.
- [4]-Mason, Carol; Kandel E.R. “Central Visual Pathways”. *In*: KANDEL, E. R.; SCHWARTZ, J. H. & JESSELL, T. M. *Principles of Neural Science*, 3 ed. London: Prentice-Hall International Inc., 1991. p. 420-439.
- [5]-Narendra, Kumpati S. & Parthasarathy, Kannan, “Identification and Control of Dynamical System Using Neural Networks”, *IEEE Transaction on Neural Networks*”, vol.1, no. 1, March, 1990.
- [6]-Oliveira, Roberto C. L. & F. M. de Azevedo & J. M. Barreto. “Dynamic Neural Net in the Space of States Utilized in Non-Linear Processes Identification”. *ICANN'97 - 3rd. International Conference on Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms*, Norwich, UK, April 1-4, 1997, *Proceedings* pp: 588.
- [7]-Rechtschaffen, A., Kales, A. “A manual of Standardized Terminology, Techniques and Scoring System for Sleep Stages of Human Subjects”, *Brain Information Service, Brain Research Institute, UCLA, Los Angeles*, 1968.
- [8]-Rodrigues, M.A.B., De Azevedo; F.M. & Neto; J.M., “Sistema para Identificação de Padrões do Sono com o auxílio de Redes Neurais Dinâmicas”. *IV Congresso Brasileiro de Redes Neurais e V Escola de Redes Neurais, São José dos Campos – Brasil, Julho 1999*).
- [9]-Rodrigues, M.A.B., De Azevedo; F.M., Neto; J.M. & Andriani, V.M., “Sistema para Auxílio na Identificação de Padrões do Sono”. *XIII Congresso chileno de Ingeniería Eléctrica, Santiago do Chile – Chile, Novembro 1999*.
- [10]-Rodrigues, M.A.B., De Azevedo; F.M., Neto; J.M. & Andriani, V.M., “Dynamic Neural Network for Recognition of Sleep Spindles and K Complex”, *European Medical And Biological Engineering Conference (EMBE'99)*, Viena – Áustria, Novembro de 1999.
- [11]-Sobotta. *Histologia: Atlas colorido de citologia, histologia e anatomia microscópica humana*. 5° ed., Ed. Guanabara Koogan, Rio de Janeiro, 1999. p. 217.
- [12]-Tessiere, Marc Lavigne. “Phototransduction and Information Processing in the Retine”. *In*: Kandel, E. R.; Schwartz, J. H. & Jessell, T. M. *Principles of Neural Science*, 3 ed. London: Prentice-Hall International Inc., 1991. p.400-418.