

MODELAGEM DE SISTEMAS SINÓTICOS POR TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: REDE NEURAL ARTIFICIAL DE HOPFIELD

José Homero Feitosa Cavalcanti - UFPB¹

Fernando Moreira da Silva - UFRN²

Ana Mônica de Britto Costa - UFRN³

RESUMO

O trabalho analisa a ocorrência de sistemas sinóticos atuantes no Nordeste do Brasil, mediante a aplicação de técnicas da inteligência artificial (Redes Neurais de Hapfield - RNH). Os resultados mostraram que a RNH é capaz de reconhecer os padrões apresentados pelos sistemas sinóticos; Frente Fria, Ondas de Leste, Convergência Intertropical e Vórtice Ciclônico de Ar Superior, porém se faz necessário novas aplicações e análises envolvendo uma malha mais abrangente.

Palavras-chave: Redes Neurais, Sistemas Sinóticos, Convergência Intertropical.

ABSTRACT

I work analyses the fact as of systems sinoptics acting at the Northeast from the Brazil, median the application as of techniques from the artificial intelligence (Neural Nets as of Hapfield - RNH). The results they showed than it is to the one RNH is cloak of acknowledging the norms presented by the systems sinoptics; Cold front, East waves, Convergence Intertropical and Vortex Ciclonic as of Air Up, but in case that he does required novas applications and analyses comprehending a mesh more abrangente.br.

Key-words: Neural Nets, Systems Sinoptics, Convergence Intertropical.

¹ Professor Adjunto do Curso de Engenharia Mecânica/UFPB. e-mail: zevhom@uol.com.br

² Professor Adjunto do Curso de Geografia/UFRN. e-mail: Ferdandoxmoreira@bol.com.br

³ Mestre em Geociências e Pesquisadora da Base de Pesquisa Estudos Geoambientais/UFRN. e-mail: anacosta55@hotmail.com

INTRODUÇÃO

A Rede Neural de Hopfield (RNH) é uma estrutura recorrente que apresenta características específicas que a torna uma excelente ferramenta para solucionar problemas de otimização. Entretanto, o número elevado de pesos (p) aumenta bastante o grau de complexidade da rede, principalmente quando a quantidade de neurônios (n) dela é alta, pois a saída de cada neurônio deve ser uma das entradas de todos os outros neurônios via pesos. A possibilidade de se diminuir o número de pesos acoplados aos neurônios e ao mesmo tempo manter as mesmas características da RNH, representa um avanço significativo no modelo proposto por Hopfield (1982; 1988).

Recentemente Cavalcanti et al. (2000) publicaram um artigo em que sugeriam a utilização de uma RNH com $p=2n$ (número de pesos igual a duas vezes o número de neurônios). Nesse artigo eles denominaram a nova RNH de variante do modelo simplificado da RNH (VRNH). A VRNH foi utilizada para solucionar um problema clássico do jogo de xadrez, que foi o posicionamento das torres no tabuleiro. Neste problema só se deve colocar uma torre em cada linha e coluna do tabuleiro de xadrez.

O problema de reconhecimento de sistemas meteorológicos pode ser considerado uma aplicação de otimização para a rede de Hopfield. Utilizando a VRNH será feita uma análise de precipitação pluviométrica observadas no Nordeste do Brasil (NEB) baseado na ocorrência de sistemas sinóticos (conjunto de nuvens organizadas) correlacionado com imagens do satélite GOES, no canal infravermelho e em estações meteorológicas (ABRH, 1999).

Apresenta-se uma VRNH aplicada à análise de sistemas meteorológicos que estão associados a condições de tempo severo no NEB. Além disso, será mostrado que para acelerar o treinamento da VRNH, podem-se atribuir valores iniciais aos pesos dos neurônios baseado nos valores a serem treinados. Mostra-se que a VRNH pode ser treinada com um ou mais padrões sinóticos funcionando satisfatoriamente. Mostra-se que se a VRNH for treinada com padrões que indiquem a direção de deslocamento das nuvens os resultados obtidos serão melhores. Por último, conclui-se o trabalho com a análise dos resultados obtidos e da arquitetura da VRNH proposta.

1 - O MODELO SIMPLIFICADO DA RNH

Na Figura 1 apresenta-se a arquitetura do neurônio de Hopfield sugerida por Cavalcanti et al. (2000). Na análise feita por Cavalcanti (2000) supôs-se que $W_1 = W_{11}$ e $W_2 = W_{22}$. Além disso, considerou-se que $W_{12} = W_1 * W_2$ e $W_{21} = W_2 * W_1$, tal que $W_1 * W_2 = W_2 * W_1$. Cavalcanti et al. (2000) concluíram que é possível treinar o peso W_1 e obter o mesmo resultado obtido com o treinamento dos neurônios de uma RNH padrão. Reduzindo assim, o número total de pesos para $2n$, visto que agora somente 2 pesos por neurônio são utilizados no treinamento.

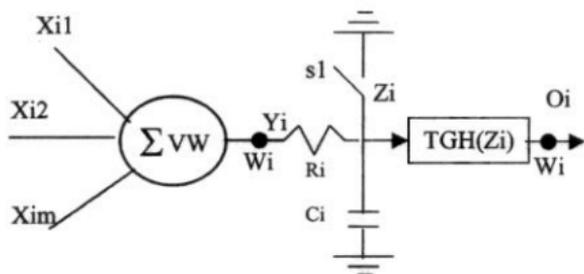


Figura 1 - Neurônio de Hopfield simplificado.

$$Y_1 = X_1 * W_{11} + (O_2 * W_2) W_1 \quad (5)$$

$$Y_2 = X_2 * W_{22} + (O_1 * W_1) W_2 \quad (6)$$

2 - O PROBLEMA METEOROLÓGICO

Deseja-se estimar o escoamento da atmosfera (troposfera) a partir do comportamento do campo pluviométrico, bem como de imagens de satélite no canal infravermelho (Figura 3) sobre a região Nordeste do Brasil. Cada sistema sinótico é classificado e a precipitação em estações meteorológicas são medidas e associadas aos tipos de sistemas sinóticos. Cada padrão de sistema sinótico é associado a um conjunto de precipitações. Deseja-se que, conhecendo-se os sistemas sinóticos sobre o estado da Paraíba, se consiga diagnosticar os sistemas sinóticos atuantes em períodos onde não há informação provenientes de satélites meteorológicos, e assim poder associar o escoamento nos altos níveis, bem como o comportamento característico da severidade do evento (ABRH, 1999).

Toda a malha utilizada para aquisição dos dados pluviométricos totaliza 64 estações pluviométricas, representadas num retângulo geográfico semelhante ao Estado da Paraíba (Figura 2), com as colunas menos espaçadas que as linhas até formar uma matriz com 8 linhas e 8 colunas, totalizando 64 estações. A estrutura da rede para a aquisição de informações é uma matriz 8x8, representando 64 neurônios, onde o peso da precipitação é dado por uma precipitação máxima absoluta acumulada em 24 horas.

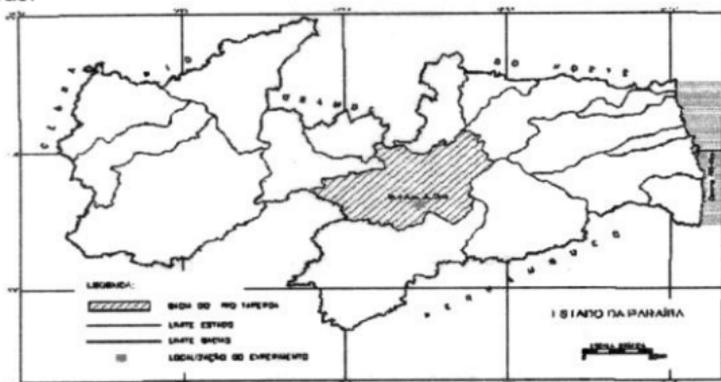


Figura 2 - Mapa da Paraíba.

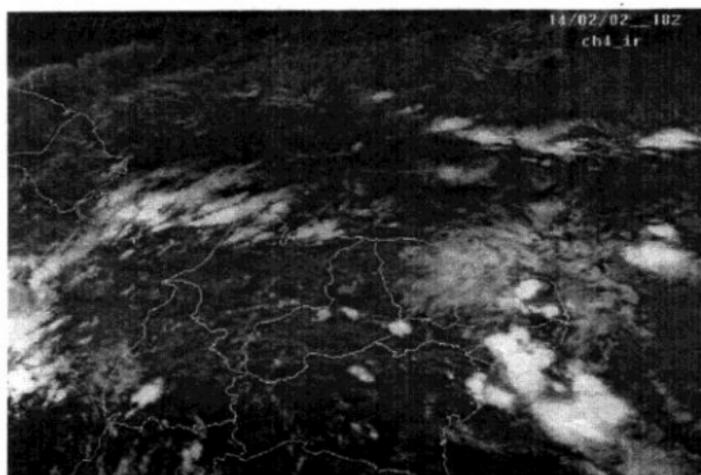


Figura 3 - Fotografia de um sistema sinótico.

Considerou-se que a rede pode ter cinco estados bem definidos e distintos, representando uma VRNH e seus pesos, para cada sistema sinótico descritos nas Figuras 4, 5, 6, 7 e 8. Nessas figuras os círculos pretos representam valores positivos e os círculos vermelhos representam valores negativos. Os diâmetros dos círculos são proporcionais aos valores das saídas dos neurônios.

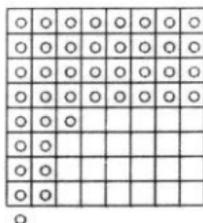


Figura 4 - Zona de Convergência Intertropical, 1.

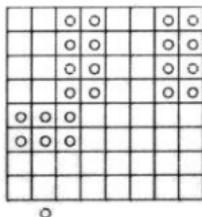


Figura 5 - Vórtice Ciclônico da Alta Troposfera, 2.

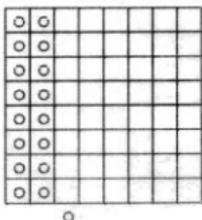


Figura 6 - Linha de Instabilidade, 3.

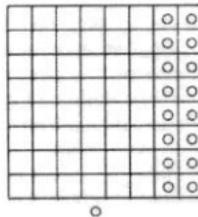


Figura 7 - Ondas de Leste, 4.

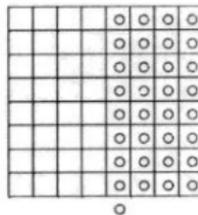


Figura 8 - Anticiclone subtropical, 5.

3 - DESCRIÇÃO DO SIMULADOR

A ocorrência de precipitação pluviométrica foi associada o valor um na saída do neurônio. A não ocorrência de precipitação pluviométrica foi associada o valor 0. Esses valores foram utilizados como alvo para treinamento da RNH.

Os neurônios da RNH são do tipo tangente hiperbólico ($tgh = (1 - e^x) / (1 + e^x)$) com valores variando entre -1 e 1.

Foram associados 74 neurônios e pesos à RNH, desses pesos, 64 representando as estações meteorológicas (neurônios 1 a 64) e 10 (neurônios de 65 a 74) representando os tipos de padrões utilizados. Por exemplo, na Figura 6 o neurônio número 65 tem o valor um representando o primeiro sistema sinótico.

A simulação da VRNH foi desenvolvida na plataforma C++ Builder da Borland. Na Figura 9 apresenta-se a tela principal do simulador. A simulação é feita utilizando as opções apresentadas à direita da Figura 9. A opção *início* atribui valores aleatórios aos pesos e parâmetros da VRNH. As opções *Ler padrão1* (padrão apresentado na Figura 4), *Ler padrão2* (padrão apresentado na Figura 5), *Ler padrão3* (padrão apresentado na Figura 6), *Ler padrão4* (padrão apresentado na Figura 7) e *Ler padrão5* (padrão apresentado na Figura 8) são utilizadas para a leitura dos padrões sinóticos. A opção *Ver padrão* apresenta na tela o padrão escolhido na forma mostrada na Figura 4.

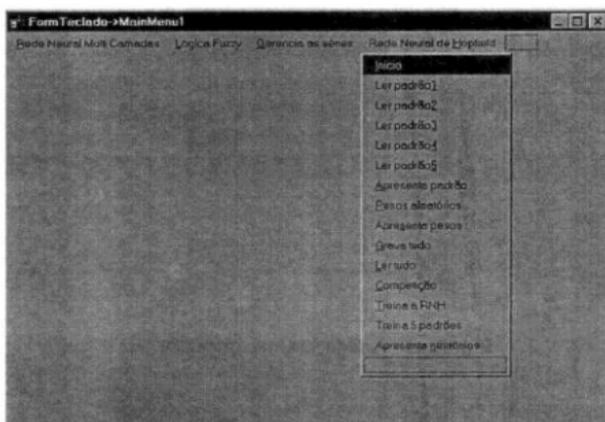


Figura 9 - Tela principal do simulador.

As opções *Ler tudo* e *Grava tudo* são utilizadas para armazenamento e leitura dos dados referentes à simulação.

A opção *Competição* é utilizada para verificar a sensibilidade da VRNH em relação aos padrões. Supondo que o usuário deseje verificar a VRNH com o padrão sinótico 1. Inicialmente ele escolhe a opção *Ler padrão1*, a seguir escolhe *Pesos Aleatórios*, gerando os pesos aleatórios dos neurônios na forma apresentada na Figura 11. A seguir o usuário escolhe a opção *Competição*, que inicialmente zera todas as saídas dos neurônios da VRNH, e a seguir, deixa a VRNH rodar (fase da competição) durante 100 iterações. Após a competição os neurônios da VRNH apresentarão um valor de saída na forma apresentada na Figura 12.

4 - Análise dos resultados

4.1 - Valores dos pesos

Após a análise de diferentes padrões com diferentes estratégias de definição inicial dos pesos da VRNH, optou-se pela seguinte estratégia: os valores iniciais dos padrões sinóticos e todos os pesos devem ser positivos e o seu valor será máximo no padrão com valor mínimo (próximo de zero).

Utilizando-se essa nova estratégia de geração dos pesos da VRNH foi feito o treinamento da VRNH. Na Figura 10 apresenta-se o padrão de pesos aleatórios (gerado para o padrão sinótico 1) utilizado para treinar a VRNH com a nova estratégia.

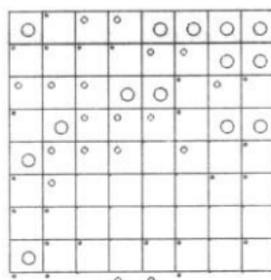


Figura 10 - Padrão dos pesos.

Na Figura 11 apresentam-se os valores de saída dos neurônios obtidos após serem executadas as opções *Competição* seguida de *Ver neurônios*. Comparando-se as Figura 4 e a Figura 14 observa-se que os valores de saída da VRNH se aproximam do valor do padrão sinótico mesmo antes do treinamento da VRNH.

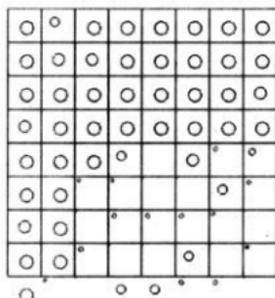


Figura 11 - Saída dos Neurônios.

A seguir foi feito o treinamento da VRNH durante 500 iterações. Na Figura 12 pode-se observar que a VRNH aprendeu quase corretamente o padrão sinótico até aproximadamente a iteração 100.

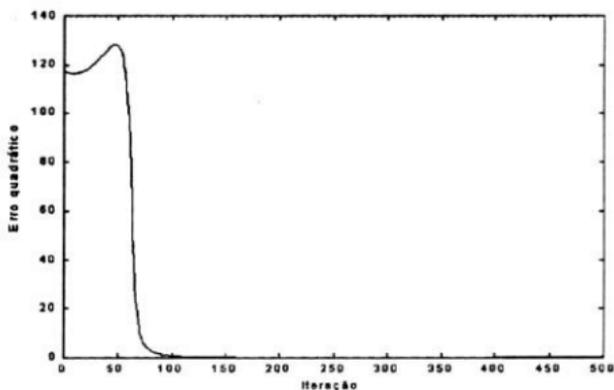


Figura 12 - Erro quadrático versus iteração.

Finalmente, foram feitos diversos treinamentos (isoladamente) utilizando os padrões sinóticos de 1 a 5. Para todos os padrões sinóticos a VRNH apresentou uma curva de aprendizagem da forma mostrada na Figura 12 (inclusive o aumento inicial do erro quadrático).

4.2 - Reconhecimento dos cinco padrões sinóticos

A seguir foi verificado se a VRNH seria capaz de reconhecer o padrão a que foi treinada. Observou-se que todos os cinco padrões sinóticos foram reconhecidos pela VRNH. A seguir, foi feita a verificação se a VRNH sendo treinada com um dos padrões não reconheceria os demais padrões sinóticos. Isto foi feito da seguinte maneira. Treinou-se a VRNH com um dos padrões. A seguir, utilizando a opção *Competição*, verificou-se se a VRNH é capaz de reconhecer que os demais padrões são diferentes do padrão utilizado no treinamento. Por exemplo, treinando-se a VRNH para reconhecimento do padrão sinótico 1, verificaram-se os reconhecimentos da VRNH para os demais padrões sinóticos.

Na Figura 13 pode-se observar a saída da VRNH que foi treinada com o padrão 1 e foi testada com o padrão 2. Observe-se que não foi reconhecido o padrão 2.

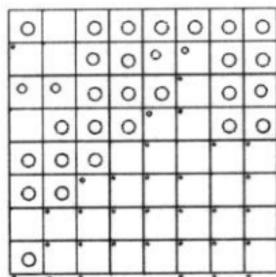


Figura 13 -Treina padrão 1, identifica padrão 2.

A seguir foram feitas simulações para verificar se a VRNH treinada com o conjunto dos padrões sinóticos (os cinco padrões sinóticos apresentados seqüencialmente) seria capaz de reconhecer perfeitamente cada um dos cinco padrões sinóticos. Isto foi feito treinando seqüencialmente durante 200 iterações os cinco padrões sinóticos. Utilizou-se a opção *Treina 5 padrões* (Figura 9). Observou-se que a VRNH conseguiu reconhecer o padrão todos os padrões sinótico.

5 - DIREÇÃO DAS NUVENS

Observou-se que a VRNH não é capaz de reconhecer padrões um pouco diferente do padrão treinada. Isto ocorre devido a semelhança nos padrões sinóticos utilizados. Podem ser observados as semelhanças entre as figuras 6 e 7. Decidiu-se acrescentar a direção das nuvens como um novo padrão utilizado pela VRNH para a determinação do padrão sinótico. Neste caso, conhecem-se o padrão sinótico e a direção da nuvem. Na Figura 14 apresentam-se os padrões sinóticos e a direção da nuvem.

CONCLUSÃO

Inicialmente apresentou-se o modelo do neurônio simplificado do neurônio utilizado na VRNH. Evidenciou-se que a VRNH com o novo tipo de neurônio só necessita de $2n$ pesos, garantindo-se a manutenção das características da RNH. Essa vantagem é evidente para uma RNH com uma quantidade de neurônios muito elevada.

Observou-se que os pesos iniciais dos neurônios devem ser positivos e que a VRNH deve ser treinada até que a curva do erro quadrático se aproxime de zero.

Mostrou-se também que a VRNH é capaz de reconhecer os padrões sinóticos tendo sido treinada para cada um deles. Observou-se também que a VRNH é capaz de reconhecer perfeitamente os padrões sinóticos treinados em conjunto.

Baseado nesses resultados, pretende-se estudar exaustivamente a convergência e a sensibilidade da VRNH para diferentes padrões de treinamento.

Quanto ao conjunto dos padrões utilizados neste estudo, os resultados parciais mostraram que é possível a rede reconhecer o sistema atuante, porém se faz necessário aumentar a malha ao nível de Nordeste, uma vez que sua aplicação consistiu apenas no estado da Paraíba.

Para uma avaliação mais detalhada da VRNH na classificação de padrões dos sistemas sinóticos devem ser registradas as porcentagens de padrões classificados corretamente e incorretamente, o que será apresentado num trabalho subsequente.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

HOPFIELD J. J. Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities, *Proceedings of National Academy of Sciences, USA*, **Biophysics**, 79, p. 2554-2558, 1982.

HOPFIELD, J. J. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two state neurons, (republicado) por J. A. Anderson and E. Rosenfeld, **Neurocomputing Foundations of Researchs**, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, USA, p. 579-583, 1988.

CAVALCANTI, J. H. F.; ALBUQUERQUE, A. C.; FERREIRA, J. S. Uma nova abordagem para os pesos da Rede Neural Artificial de Hopfield. In: **CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA**, 2000, Florianópolis: 2000.

ABRH - Associação Brasileira de Recursos Hídricos. **Sistemas Inteligentes: Aplicações a Recursos Hídricos e Ciências Ambientais**. Rio Grande do Sul: Editora da UFRS, 1999.

SILVA, F. M.; COSTA, A. M. B.; SOUSA, B. L. Q. Circulação global e sua influência nos sistemas sinóticos atuantes no Nordeste do Brasil fase I, **Sociedade e Território**, v. 13, n.1, jun./dez. 1999.