

APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS NA ESTIMATIVA DE ÁGUA PRECIPITÁVEL A PARTIR DE DADOS DO SENSOR HSB DO SATÉLITE AQUA

ROSÂNGELA S. CINTRA, JOSÉ DEMÍSIO S. DA SILVA

*Laboratório de Computação e Matemática Aplicada, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
Av. dos Astronautas, 1758. CEP-12201-970, São José dos Campos – SP*

E-mails: rosangela.cintra@lac.inpe.br, demisio@lac.inpe.br

Abstract— *This paper presents the capability of HSB (Humidity Sensor Brazil) channels data from AQUA satellite, on retrieving the Integrated Water Vapor (IWV) of atmosphere, using Artificial Neural Network (ANN) with simulations of the brightness temperatures from RTTOV-7 radiative model. The results show ANN as a new method to estimate IWV, with supervised training of observations data from the “RACCI/LBA” experiment in Rondônia, during period of September and October 2002. The Total IWV is also compared against radiosonde data, where all of the results are in good agreement with rms differences less than 4 mm and biases less than 1 mm. This method can also be used to estimate the variability of distribution of water vapor in atmosphere through the on-line update training process. The knowledge of the vertical and horizontal distribution of the water vapor in global scale is applied for applications of numerical prediction, climatic modeling and climate global changes studies.*

Keywords – neural networks, brightness temperature, integrated Water Vapor, satellite data, multilayer perceptron, linear regression.

Resumo – Este trabalho apresenta a capacidade dos canais do sensor HSB em recuperar o conteúdo integrado de vapor d’água na atmosfera do Redes Neurais Artificiais (RNA) com simulações de temperatura de brilho baseados no modelo de transferência radiativa RTTOV-7. Os resultados mostram a RNA como um novo método para estimar IWV, utilizando treinamento supervisionado com dados de observação de radiossondas do experimento “RACCI/LBA” realizado em Rondônia no período de setembro a novembro de 2002. Os resultados do IWV total estimado comparado com

Palavras-chave - redes neurais, vapor d’água integrado, temperatura de brilho, dados de satélite, sensor HSB, perceptron de múltiplas camadas.

1 Introdução

O conteúdo do vapor d’água no ar depende da magnitude dos processos de evaporação e de precipitação (Randel et al., 1998). O transporte do vapor d’água na atmosfera constitui um componente muito importante do ciclo hidrológico, pois é através deste que grande quantidade de água é levada, na forma de vapor, de uma região para outra, o vapor d’água, presente na atmosfera desempenha um papel fundamental no clima no nosso planeta.

O conhecimento da distribuição vertical e horizontal do vapor d’água em escala global é requerido para aplicações de previsão numérica de tempo, modelagem climática e estudos de mudanças globais do clima. Devido a sua importância e a dificuldade de obter soluções corretas, várias aproximações e métodos têm sido desenvolvidos para extrair informações e estimar a quantidade de vapor d’água no ar de dados de satélite. Assumindo-se um modelo de estrutura vertical de precipitação e condições atmosféricas (perfil vertical de temperatura e umidade) pode-se utilizar a equação de transferência radiativa, onde medidas realizadas em diferentes frequências são relacionadas à energia de diferentes regiões da atmosfera, e calcular as temperaturas de brilho em microondas em função da taxa de precipitação, com sensores a bordo do AQUA.

No sensoriamento remoto da nossa atmosfera, as sondagens verticais por satélites meteorológicos têm fornecido estimativas da água precipitável (para monitorar o comportamento do vapor d’água integrado (IWV) “*Integrated Water Vapor*”), que corresponde à altura de água que se formaria à superfície se todo o vapor d’água na coluna vertical atmosférica sob sondagem viesse a condensar e precipitar.

A nova geração de satélites ambientais de órbita polar5 do programa “*Earth Observing System*” (EOS) tem a bordo do satélite AQUA um sensor de umidade fornecido pelo Brasil, o “*Humidity Sounder for Brazil*” (HSB), que foi testado pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) para obter informações do conteúdo de vapor d’água na atmosfera e precipitação. E quando usado em conjunto com os instrumentos AMSU-A “*Advanced Microwave Sounding Unit-A*” e AIRS “*Atmospheric Infrared Sounder*”, também a bordo do AQUA, permitirão inferir sondagens de perfis atmosféricos de temperatura e umidade sob condições de céu claro e nublado. As frequências e características dos canais do HSB estão presentes na Tabela 1.

A tecnologia de Redes Neurais Artificiais tem sido cada vez mais utilizada nas mais diversas áreas de aplicação, onde objetivos de desempenho ótimo, monitoramento de atividades e integração de sistemas são almejados e cada vez mais surgem soluções que as utilizam em áreas que superam as soluções

obtidas pelos métodos convencionais [Vasconcelos et al., 1996, Braga 1998].

A solução para problemas não linearmente separáveis passa pelo uso de Redes Neurais Artificiais (RNA) com uma ou mais camadas intermediárias, ou escondidas, que permite a aproximação de qualquer função, como é o caso da rede Perceptron de Múltiplas Camadas, usada neste artigo para resolver a inversão de dados de sensoriamento remoto.

Neste trabalho, dados simulados e medidos do satélite AQUA são utilizados na implementação da rede neural, cujo treinamento é feito com simulações numéricas de temperatura de brilho baseadas no modelo de transferência radiativa RTTOV-7. A generalização é realizada utilizando medidas dos canais do HSB. Ambas as análises foram desenvolvidas a partir dos dados do experimento RaCCI/LBA "Radiation, Cloud, and Climate Interactions/ Large Scale Biosphere Atmospheric Experiment in Amazônia". O projeto LBA é uma iniciativa internacional de pesquisa liberada pelo Brasil que tem por objetivo gerar novos conhecimentos necessários à compreensão dos funcionamentos climatológicos, ecológicos, biogeoquímico hidrológico na Amazônia, bem como, o impacto das mudanças de uso da terra e das interações entre a Amazônia e o sistema biogeofísico global do planeta. A campanha de campo RaCCI (DRYTO-WET) se insere no LBA e teve como objetivo a coleta de informações sobre precipitação durante a estação seca e a estação chuvosa no estado de Rondônia, com coletas de informações específicas para avaliar o sensor HSB.

A estrutura de artigo segue com a descrição dos dados utilizados para treinamento e ativação da rede, na seção 2. Na Seção 3 são apresentadas as metodologias utilizadas para estimação do IWV. Na seção 4 são apresentados os resultados obtidos pela rede e a comparação com os dados coletados no experimento de campo e, finalmente na Seção 5 são apresentadas conclusões obtidas.

2 Dados Envolvidos no Experimento

2.1 Dados do Sensor HSB

Neste trabalho foram utilizados os dados de Temperatura de Brilho (Tb) do sensor HSB dos canais de 150 GHz e 183 GHz, conforme Tabela 1, durante o período de 2 de setembro a 30 de outubro de 2002, nos horários de passagem sobre os sítios experimentais (0600 UTC e 1800 UTC). Estes dados estão disponíveis na Divisão de Satélites Ambientais (DSA) no INPE, em Cachoeira Paulista, SP.

Temperatura de brilho (Tb) é uma medida da intensidade da radiação térmica emitida por um objeto, dado em unidades da temperatura porque há uma correlação proporcional entre a intensidade da radiação emitida e a temperatura física do corpo radiativo.

O satélite AQUA possui seis instrumentos em órbita quase polar leste. Possui seis instrumentos:

Sondador Atmosférico de Infravermelho "AIRS-*Atmospheric Infrared Sounder*", uma Unidade Avançada de Microondas "AMSU-A-*Advanced Microwave Sounding Unit*", o Sondador de Umidade Brasileiro "HSB - *Humidity Sounder for Brazil*", o Radiômetro Avançado de Microondas "AMSR-E *Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS*", o Espectro Radiômetro Imageador de Moderada-Resolução "MODIS - *Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer*", e um Sistema de Energia Radiante da Terra e Nuvens "CERES-*Clouds and the Earth's Radiant Energy System*". Cada um tem características e capacidades únicas, e todos os seis juntos formam um poderoso pacote de observações da Terra. O Sensor HSB é o primeiro sensor brasileiro de umidade que está a bordo do satélite AQUA, lançado em 2002. Ele consiste em quatro canais passivos na região de microondas, sensíveis apenas para a polarização vertical e com resolução de 13,5 km no nadir. São quatro canais separados com frequências centradas em 150, 183,31±1, 183,31±3, 183,31±7 GHz. O HSB é um sondador proveniente do Brasil para obter perfis de umidade através da atmosfera. O HSB é um instrumento que em conjunto com AIRS/AMSU-A/HSB permite medida de umidade, mesmo sob condições de nebulosidade leve e pesada. O HSB obteve dados de alta qualidade até Fevereiro de 2003.

Tabela 1 - Características técnicas dos Canais HSB.

canal	Frequência central (GHZ)	Função Peso (hpa)
1	150 ± 0.9	Superfície
2	183,31 ± 1	400
3	183,31 ± 3	600
4	183,31 ± 7	750

Para realização da simulação das temperaturas de brilho foram utilizados os códigos de transferência radiativa RTTOV-7 descritos por Matricardi et al (2001). Esse modelo utiliza como informações de entrada os perfis de temperatura, umidade e água líquida.

2.2 Radiossondas

Estações de Radiossondagem são estações meteorológicas que medem as propriedades físicas da atmosfera em altitude. Em geral, é utilizado um balão que transporta uma radiossonda que através de sinais de radio, transmite os valores da pressão, temperatura e umidade da atmosfera em vários níveis.

Os perfis de temperatura e umidade de radiossondas foram coletados durante o experimento do RaCCI/LBA nos sítios de Guajará-Mirim (10,8°S; 65,38°W), Ouro Preto D'Oeste (10,75°S; 62,36°W), Rebio Jaru (10,18°S; 62,9°W) e Porto Velho (8,72°S; 63,90°W). Nesses sítios foram lançadas de quatro a seis radiossondas por dia. Em Guajará-Mirim foi realizada uma campanha específica, com a iniciativa

da gerência científica do HSB/INPE, para validação do sensor HSB.

Essa campanha teve como principal objetivo a obtenção de perfis atmosféricos de temperatura e umidade para serem comparados com os perfis recuperados pelo sensor HSB, no mesmo instante da passagem. Para tanto foram lançadas radiossondas adicionais minutos antes do horário de cada passagem do satélite no sítio de Guajará-Mirim.

Lima (2004) realizou comparações entre as Tbs medidas dos canais do HSB com Tbs simuladas pelo RTTOV-7 e com as radiossondas lançadas durante a campanha específica do HSB em Guajará-Mirim. Os coeficientes de correlação entre as temperaturas de brilho simuladas e medidas obtidos neste trabalho foram altos, com valores em torno de 0,993. Os valores de bias e rms ficaram em torno de (1,31 K) e (1,65 K) respectivamente. Esses resultados sugerem que o modelo RTTOV-7, para condições de céu claro, representa com boa qualidade em relação às medidas realizadas pelo HSB.

Para simular as Tb dos canais do sensor HSB utilizou-se um banco de perfis de umidade baseado no perfil tropical de McClatchey (1971). O cálculo do *IWV* utiliza a equação (1) que integra a umidade absoluta do vapor d'água (ρ_w) desde a superfície (h_0) até a altitude em que exista presença do vapor d'água(h) em uma coluna de ar de seca transversal unitária (Vianello & Alves, 1991), ou seja:

$$IWV = \int_{h_0}^h \rho_w dh \quad (1)$$

Estes perfis de umidade são apresentados na Figura 1, juntamente com o perfil padrão de umidade. A legenda à direita da figura indica os valores de *IWV* calculados para cada perfil de umidade.

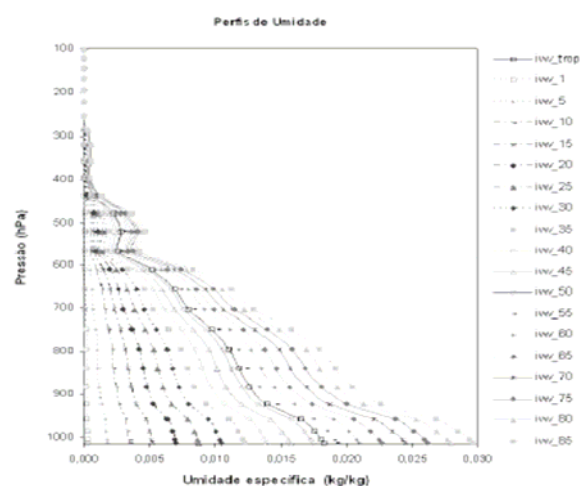


Figura 1 – Perfis teóricos de umidade específica obtidos a partir do perfil padrão tropical de umidade. (Lima, 2000).

3 Metodologia

3.1 Topologia da Rede Neural

Dentre os vários tipos de Redes Neurais Artificiais existentes, as redes Perceptron de Multi-Camadas (PMC) são as redes mais utilizadas, parte por sua facilidade de implementação, parte por sua simplicidade. Estas redes têm sido utilizadas para uma grande variedade de aplicações. Neste trabalho foram usados o modelo PMC e o algoritmo “error backpropagation” (retropropagação do erro) foi o escolhido para implementação do protótipo proposto por este trabalho.

Em uma rede multicamadas, o processamento realizado por cada neurônio é definido pela combinação dos processamentos realizados pelos neurônios da camada anterior que estão conectados a ele. Quando se segue da primeira camada intermediária em direção à camada de saída, as funções implementadas se tornam cada vez mais complexas. Estas funções definem como o espaço de decisão é dividido.

Para treinar as redes com mais de uma camada foi usado um método que se baseia em gradiente descendente. A fim de que este método possa ser utilizado, a função de ativação precisa ser contínua, diferenciável e crescente. Pode ser dito que as unidades intermediárias de uma rede PMC funcionam como detectores de características. Elas geram uma codificação interna dos padrões de entrada, que é então utilizada para a definição da saída da rede. Dado um número suficiente de unidades intermediárias, é possível formar representações internas adequadas para um conjunto de padrões de entrada.

Na aplicação da estimação de água precipitável reportada neste artigo, desenvolveu-se um PMC com quatro entradas (x) com valores de temperatura de brilho, uma camada escondida com seis neurônios e uma saída (y), com o valor do total Integrado de Vapor d'água. Dois critérios de parada foram utilizados para obter convergência: erro quadrático médio e épocas de treinamento.

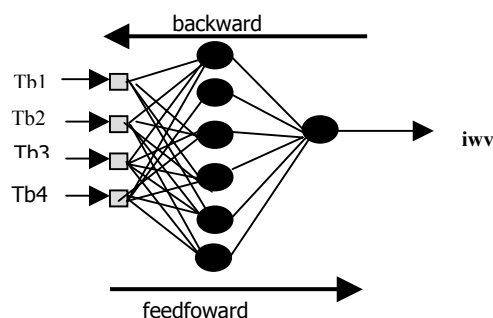


Figura 2 – Topologia da PMC utilizada para a aplicação de estimação de água precipitável.

O conjunto de dados é dividido em conjunto de treinamento e conjunto de validação. O conjunto de treinamento é utilizado na modificação dos pesos e o conjunto de validação é utilizado para estimar a capacidade de generalização da rede durante o processo de aprendizagem.

O treinamento é interrompido quando o erro do conjunto de validação começar a subir, ou seja, quando a rede começar a incorporar o ruído presente nos dados, o que causa degradação na sua capacidade de generalização [Reed,1993].

Para treinar o PMC, ou seja, encontrar um conjunto de pesos w_{ji} de modo que um conjunto de entradas x_i forneça um conjunto de saídas desejadas y_j , utilizou-se o algoritmo *backpropagation* um algoritmo supervisionado que utiliza pares (*entrada, saída desejada*) para, através de um mecanismo de correção de erros, ajustar os pesos da rede. O treinamento ocorre em duas fases, onde cada fase percorre a rede em um sentido. Estas duas fases são chamadas de fase *forward* e fase *backward*.

A fase *forward* é utilizada para definir a saída da rede para um dado padrão de entrada. A fase *backward* utiliza a saída desejada e a saída fornecida pela rede para atualizar os pesos de suas conexões. A regra delta generalizada requer que as funções de ativação utilizadas pelos neurônios sejam contínuas, diferenciáveis e crescentes.

A função de ativação e a derivada podem ser calculadas explicitamente, utilizando a função logística na camada escondida e a função linear na camada de saída. A função logística é definida como:

$$a_j(t) = \frac{1}{1 + e^{-\left(\sum w_{ij}o_i(t) - b_j\right)}} \quad (2)$$

onde $a_j(t)$ é a ativação do neurônio j (camada interna) no passo (t) , w_{ij} é o peso da conexão entre o neurônio i da camada anterior e o neurônio j da camada subsequente; o_i é a saída do neurônio i no passo t , b_j é o limiar do neurônio j . A função de saída do neurônio j é definida como:

$$y_j(t) = a_j(t) \quad (3)$$

onde $a_j(t)$ é a função de ativação do neurônio j no passo t , e o $y_j(t)$ é a saída do neurônio j no passo t .

3.2 – Método da Regressão Linear

Outro método de estimação de IWV a partir de Tb de dados de satélites (Lima, 2004), foi o método usado como referência neste trabalho. O método empregado baseia-se na correlação estatística aplicado por Kakar e Lambriksen (1984), que considera a hipótese de que o IWV, em uma camada da atmosfera, pode ser obtido através da combinação linear dos canais do HSB, dado pela equação (4).

$$IWV(n) = a(n) + \sum_{i=1}^N b_i(n)Tb(v_i) \quad (4)$$

onde n é o número de canais; $a(n)$ e $b_i(n)$ são coeficientes de regressão das combinações dos canais utilizados; e $Tb(v_i)$ é a temperatura de brilho medida na frequência v_i . As camadas foram escolhidas de maneira que cada uma represente o máximo da função peso para os canais do HSB. Existe uma deficiência de informações entre o canal de 150 GHz e 183 GHz, que deve ser considerada. Para isto é necessário obter a diferença entre o canal 1 e uma temperatura ponderada de todos os outros canais:

$$T_{com} = Tb_1 - \left[\frac{\left(\sum_{i=2}^4 d_i Tb_i \right)}{d_{total}} \right] \quad (5)$$

onde Tb_1 é a temperatura de brilho do canal de 150 GHz; Tb_i são as temperaturas de brilho nos canais de 183 ± 1 , ± 3 e ± 7 respectivamente; d_i são os coeficientes de regressão linear estimada para os canais Tb_i ; e d_{total} é a soma de todos os coeficientes.

Para obtenção dos coeficientes de regressão da equação (4), foram utilizadas trezentos e cinquenta radiossondas lançadas nos sítios experimentais para todos os horários. As equações de regressão para cada camada e os canais selecionados são mostradas na Tabela 2.

Tabela 2- Equações de regressão e coeficientes de correlação múltiplos para cada camada atmosférica na região do experimento.

Camada	Equação de Regressão	r
SFC_800	$-58,81 + 0,266*TB1 - 0,645*T_{com} - 0,109*(TB4-TB2)$	0,46
800_600	$142,59 - 0,452*TB1 - 0,772*T_{com} - 0,318*(TB4-TB3)$	0,86
600_400	$169,51 + 0,245*TB3 - 0,834*TB4$	0,95
400_200	$21,50 - 0,051*TB2 - 0,030*TB3$	0,90

O modelo de regressão linear depende de algumas suposições que descrevem as formas do modelo e também ditam os procedimentos adequados de estimação e inferências.

Os resultados estatísticos deste método serão utilizados para comparação com os resultados da RNA. As aplicações com redes neurais constituem desafio para os pesquisadores meteorologistas, pois, embora a RNA facilite estabelecer a relação não linear, característica dos fenômenos meteorológicos, não se pode explicar com precisão a física envolvida. O método apresentado por Lima satisfaz esta explicação, e justifica a comparação dos resultados com o método RNA.

3.3 Aplicação

As etapas para o desenvolvimento do modelo de PMC são:

- Dados de entrada (x): são as temperaturas de brilho simuladas nos quatro canais do HSB (Tb1, Tb2, Tb3, Tb4) para os quatro sítios do experimento, sendo que estas Tbs foram simuladas dos canais do NOAA-16 para os sítios de Rebio Jaru, Porto Velho, Ouro Preto D'Oeste e Guajará Mirim. E somente para Guajará Mirim, foram usadas Tbs simuladas do HSB.
- Dados de saída (y): o IWV total, total integrado a partir de observações de umidade de perfis de radiossondas medidas nos sítios do experimento, utilizada como saída desejada no treinamento.

Para o conjunto de treinamento, foram utilizadas pares do sítio de Guajará Mirim. As Tbs foram simuladas dos canais HSB em todos os horários, as IWV foram baseadas em todos os perfis medidos no experimento RaCCI/LBA para todos os horários.

Para o conjunto de teste, utilizaram-se os padrões de entrada dos sítios de Rebio Jaru (RJ), Porto Velho (PV), Ouro Preto D'Oeste (OP), Tbs simuladas do HSB e saídas calculadas de perfis de radiossondas em todos os horários. Foram utilizadas também as Tbs de Guajará Mirim (GM) medidas pelos canais do HSB e IWV calculadas dos perfis de radiossonda dos horários de 0600 UTC e 18 UTC na ativação, os mesmos dados usados na reprodução dos resultados do método de regressão referenciado.

Foram feitos vários testes com diferentes arquiteturas, e a topologia do PMC com seis neurônios na camada interna, convergiu com menos de 3000 épocas e com erro 0,002. A escolha do número de neurônios na camada interna foi feita tendo como critério o menor erro e a melhor generalização. Outros testes foram feitos com maior número de neurônios na camada interna, e foram obtidos resultados semelhantes. Os parâmetros utilizados para treinamento foram 10.000 épocas, usando uma taxa de aprendizagem de 0,1, o que garantiu a convergência, com um bom desempenho computacional.

4 Resultados Obtidos

Os resultados são pontuais e apresentados em variabilidade temporal. Esta variabilidade é mostrada por dias do calendário Juliano a partir do dia 255 do ano de 2002, equivalente ao dia 02 de setembro. Utilizou-se o método da Regressão Linear para verificação dos resultados com os mesmos dados de ativação da PMC.

Verificou-se um ajustamento das IWV estimadas pela RNA e as medidas pelas Radiossondas. O valor total de água precipitável em Kg/m^2 está próximo aos valores integrados dos perfis de umidade absoluta das radiossondas do experimento LBA/RaCCI.

As Figuras 3 a 7 apresentam os gráficos de linhas do IWV estimado pelas radiossondas e pelas RNA para todos os sítios em estudo. Os dias que não apresentam observações são apresentados com linhas

contínuas nos gráficos de linhas.

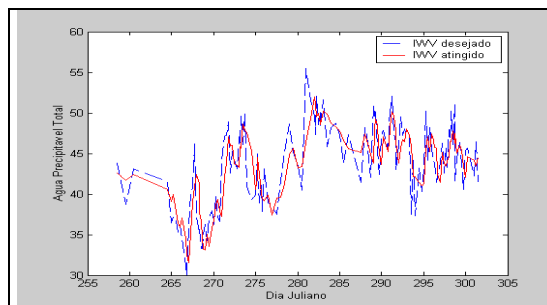


Figura 3 – Resultados do IWV estimado pelos perfis Radiossonda de Guajará Mirim no treinamento (azul/diamante) e pelo PMC (vermelho /asterisco).

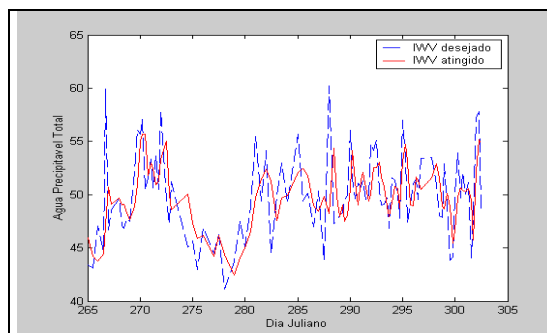


Figura 4 – Resultados do IWV estimado pelos perfis Radiossonda de Porto Velho (azul/diamante) e pelo PMC (vermelho /asterisco).

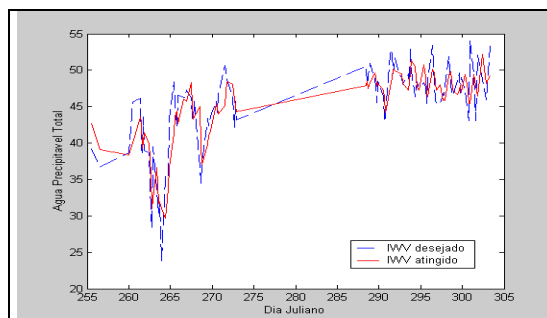


Figura 5 – Resultados do IWV estimado pelos perfis Radiossonda de Rebio Jaru (azul/diamante) e pelo PMC (vermelho /asterisco).

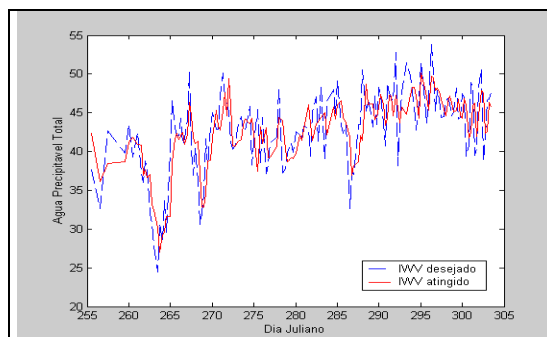


Figura 6 – Resultados do IWV estimado pelos perfis Radiossonda de Ouro Preto D'Oeste (azul/diamante) e pelo PMC (vermelho /asterisco).

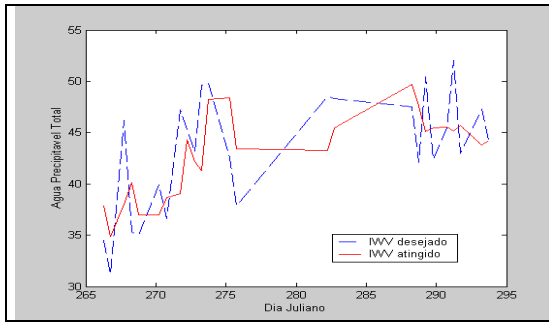


Figura 7 – Resultados do IwV estimado pelos perfis Radiossonda de Guajar Mirim (azul/diamante) e pelo PMC (vermelho /asterisco). As Temperaturas de Brilho medidas do HSB e somente para os horrios de 0600 UTC e 18 UTC, para os dias que coincidiram com a passagem do satlite sobre esta latitude/longitude.

As Figuras 8 e 9 apresentam grficos de linhas onde esto os resultados da comparao do stio de Guajar Mirim com as temperaturas de brilho e radiossondas utilizadas no modelo de regresso apresentado. Verifica-se que as IwV atingidas pela rede neural so mais prximas das radiossondas que as IwV do outro mtodo estudado. .

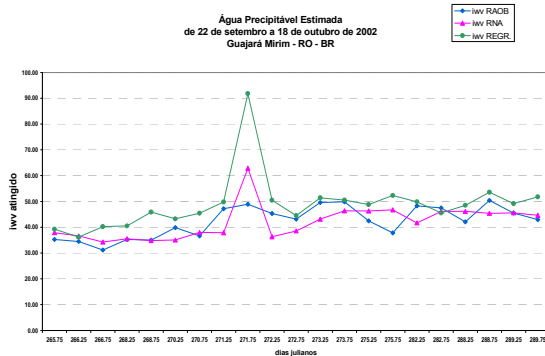


Figura 8 – Resultados de IwV de radiossondas de Guajar Mirim (azul/diamante), da PMC (vermelho /tringulo) e do mtodo da regresso linear (verde/ponto). As Tb's so as medidas do HSB dos horrios 06 e 18 UTC.

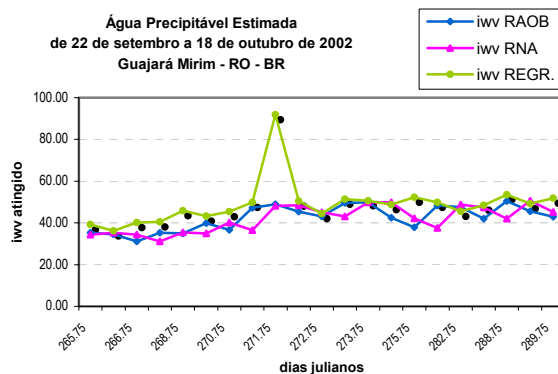


Figura 9 – Resultados de IwV de radiossondas de Guajar Mirim (azul/diamante), da PMC (vermelho /tringulo) e do mtodo da regresso linear (verde/ponto).

Na Figura 8 os resultados foram obtidos com uma PMC com 6 neurnios na camada interna, e na Figura 9, os resultados foram obtidos com 13 neurnios na camada interna, o erro quadrtico mdio encontrado foi maior (0,005) e a rede convergiu com

nmero de pocas parametrizado no treinamento (10.000 pocas). Porm o resultado sugere investigaes em trabalhos futuros.

Os resultados estatsticos descritos na Tabela 3 apresentam: o valor mdio do IwV das radiossondas e da sada da rede, o erro quadrtico mdio (rms) e o vcio (bias) em relao s estas radiossondas e o mtodo RNA. Verifica-se que o maior erro est em 13% no caso de Guajar Mirim com o menor nmero de observaes. Em comparao ao mtodo de regresso linear, o rms em kg/m^2 ficou menor que o apresentado por Lima (2004). As estatsticas do mtodo de regresso foram refeitas para comparao com a RNA, onde se verifica o RMS do mtodo Rgr  maior do que o da rede. Quanto ao bias, sempre menor que 1, para RNA, mostra que os resultados no so tendenciosos ao treinamento da rede.

Tabela 3–Parmetros estatsticos para comparao do IwV

IwV TOTAL					
Stios	Estatstica				
	Mdia Radioss (Kg/m ²)	Mdia RNA (Kg/m ²)	Bias (kg/m ²)	RMS	RMS (Kg/m ²)
GM (Tr.)	43,57	43,55	0,02	0,06	2,95
PV	49,96	49,89	0,07	0,06	3,35
RJ	44,75	44,62	0,13	0,07	3,06
OP	42,73	42,69	0,04	0,08	3,51
GM HSB	42,33	41,91	0,42	0,13	5,57
GM Rgr	42,33	49,00(**)	6,67	0,22	10,89
GM (*)	39,59	-	5,14	-	7,00

(*) resultados em Lima, 2004.

(**) mdia IWVRgr.

5 Concluses

Neste trabalho analisou-se o uso de canais de microondas presentes no sensor HSB para estimativa do IwV na atmosfera.

A tcnica Redes Neurais Artificiais foi utilizada para esta a mesma estimativa, utilizando dados reais do experimento de campo RaCCI/LBA. Com base nos resultados obtidos, empiricamente conclui-se que o mtodo responde satisfatoriamente  variabilidade e distribuio do vapor d'gua na atmosfera.

A estimativa do IwV permite relacionar diretamente a temperatura de brilho com a quantidade de vapor d'gua.

O vapor d'gua  um composto muito importante no balano de energia e sistemas globais e  considerado um elemento chave na variao climtica. Este parmetro  igualmente importante na previso de tempo, como observao de umidade para o campo de condies iniciais dos modelos numricos de previso, atravs da assimilao de dados. Como as observaes convencionais por radiossonda oferecem cobertura espacial bastante limitada, particularmente na Amrica do Sul, ento  de grande importncia um mtodo de estimativa do vapor d'gua na atmosfera a partir de dados de satlite, que melhore as limitaes das observaes meteorolgicas de estaes convencionais (Cintra, 2004).

A rede apresentou bons resultados utilizando pequena quantidade de neurônios na camada escondida, deste modo seu uso pode representar vantagens na aplicação, pois o uso de menor quantidade de pesos e limiares diminui o custo computacional. A utilização de redes neurais para o processamento de dados de satélite constitui uma ferramenta útil e com grande simplicidade computacional. Uma vez treinada a rede, a obtenção das estimativas pode ser em tempo real à obtenção dos dados de satélite. Verificando sempre atualização de treinamento das redes para as diferentes estações do ano.

Agradecimentos

Ao mestre Wagner Flauber Araújo Lima pela cessão dos dados e permissão para comparação do método de regressão linear implementado por ele.

Referências Bibliográficas

- Braga, A. P. *Proceedings of the Vth Brazilian Symposium on Neural Networks* – Volume 1. Minas Gerais, Brasil, 1998.
- Cintra, R. S.; Implementação do Sistema de Assimilação de Dados em Espaço Físico para o Modelo Global do CPTEC. *Dissertação de Mestrado em Computação Aplicada*. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2004. No prelo
- Haykin, S. – *Redes neurais: princípios e práticas*. 2 ed. Porto Alegre: Bookmann, 2001
- Kakar, R. K.; Lambriksen, B. H. A statistical Correlation method for the retrieval of atmospheric moisture profile by microwave radiometry. *J. Climate Appl. Meteor.*, v.23, pp. 1110-114, 1984.
- Lambriksen, B. H. and Calheiros, R. V.: The Humidity Sounder for Brazil – An international partnership, *IEEE Trans. Geosc. Remote Sensing*, 41, pp. 352-361, 2003.
- Lima, W. F. A., Machado, L. A. T.: O uso do Sensor HSB na estimativa do conteúdo integrado de vapor d'água: um exemplo usando dados do experimento RaCCI/LBA. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 21, a.21, pp. 211-219, 2006.
- McClatchey, R.A; Fenn, R.W.; Selby, J.E.A.; Volz, E.E.; Garing, J.S. Optical properties of atmosphere. *Environ. Res. Pap.* 354, Air Force Cambridge Res. Lab., Bedford, Mass. 1971.
- Matricardi, M., Chevalier, F. and Tjckness, S.: An Improved general fast radiative transfer model for the assimilation of radiance observations. *ECMWF Research Dept. Tech. Memo.* 345. (available from the librarian at ECMWF), 2001.
- Randel, D. L.; Haar, V. T. H.; Ringerud, M.A. Observed variability of total column water vapor related to atmospheric temperature. In *9th Conference on Satellite Meteorology*.
- Reed, Russel. Pruning algorithms – A survey. *IEEE Transactions on Neural Networks*. Pp.740-746, 1993
- Vasconcelos, G.C.Ludermir, T.B., Borges, D. L. *Redes Neurais: Filosofia, Teoria, Modelagem e Aplicações*. Em *Anais da XV Jornada de Atualização em Informática*, Recife, 1996.
- Vianello, R. L. e Alves, A.R. *Meteorologia Básica e Aplicações*. Universidade Federal de Viçosa. Imprensa Universitária. 429p. 1991.
- Wang, J. R. and Chang, L. A.: Retrieval of water vapor profiles from microwave radiometric measurement near 90 and 183 GHz. *J. Appl. Meteor.*, 29 pp. 1005-1013, Oct. 1990.
- National Aeronautics and Space Administration. NASA. Goddard Space Flight Center. *Aqua-Project Science*. <http://aqua.nasa.gov/about/>