

PREVISÕES DE RADIAÇÃO SOLAR UTILIZANDO MODELO DE MESOESCALA: REFINAMENTO COM REDES NEURAIAS

Ricardo André Guarnieri – ricardog@cptec.inpe.br

Enio Bueno Pereira – eniobp@cptec.inpe.br

Fernando Ramos Martins – fernando@dge.inpe.br

Chou Sin Chan – chou@cptec.inpe.br

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos
DMA/CPTEC/INPE

1.2. Potencial Solar e Eólico

Resumo. *Uma vez que a energia proveniente do Sol participa em diversos processos atmosféricos, os códigos radiativos dos modelos de mesoescala para previsão de tempo estimam a radiação solar incidente à superfície. Estas estimativas encontram aplicações na agropecuária, em áreas da arquitetura e no setor de energia. No setor energético, as previsões de radiação solar de curto prazo podem ser empregadas nas atividades de geração (operação de sistemas híbridos que utilizem energia solar) e de distribuição de energia elétrica (previsão de despacho de carga em linhas de transmissão). O modelo de mesoescala Eta é rodado duas vezes ao dia no Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC/INPE), produzindo previsões com um prazo de integração de até 7 dias. As previsões são disponibilizadas para pontos de uma grade de 40 x 40 km, em uma área que cobre toda a América do Sul e oceanos vizinhos. Foram realizadas comparações entre medidas de radiação solar e previsões do modelo Eta/CPTEC, calculadas para os pontos de grade mais próximos dos sítios de medida da rede SONDA localizados em São Martinho da Serra (SMS – 29,44°S; 53,82°O) e Florianópolis (FLN – 27,60°S; 48,52°O). As previsões apresentaram viés superior a 25%, RMSE superior a 40% e coeficientes de correlação de 0,72 (FLN) e 0,78 (SMS). Com o intuito de reduzir os erros de previsão, redes neurais artificiais (RNAs) foram configuradas e treinadas para ambas as estações de coleta de dados, utilizando variáveis meteorológicas de previsão de tempo fornecidas pelo modelo Eta como entradas. Estes dados representam as condições de tempo no instante futuro em que se deseja a previsão de radiação. As previsões refinadas, calculadas pelas RNAs, apresentaram viés inferior a 2%, valores de RMSE inferiores a 28% (ganho de 30% sobre o modelo Eta) e coeficientes de correlação de 0,80 (FLN) e 0,85 (SMS).*

Palavras-chave: *Previsão de Radiação Solar, Modelo Eta/CPTEC, Redes Neurais Artificiais.*

1. INTRODUÇÃO

Previsões de radiação solar incidente na superfície terrestre encontram aplicações em diversos setores produtivos, dentre eles a agropecuária, a arquitetura (iluminação e aquecimento natural de ambientes), as pesquisas meteorológicas e o setor de energia. Previsões de curto prazo voltadas ao setor de energia solar podem ser empregadas no planejamento de operação de sistemas fotovoltaicos, solar-térmicos e sistemas híbridos, visando uma otimização no aproveitamento deste recurso energético. Ainda, estas informações podem contribuir para melhor gerenciar o despacho de carga em linhas de transmissão pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), uma vez que a energia radiante contribui para o aquecimento dos cabos, por sua vez ligado a perdas de energia elétrica durante a transmissão.

Prever radiação solar, mesmo com um dia de antecedência, envolve muitas incertezas. Parte da incerteza é relacionada ao fato de a incidência de radiação solar na superfície ser dependente das

condições meteorológicas, especialmente nuvens, envolvendo processos físicos não-lineares de transmissão de radiação. Outra parcela de incertezas é relacionada à própria imprecisão na obtenção de previsões das condições de tempo futuras pelos modelos numéricos, bem como de propriedades óticas do estado atmosférico futuro, devido à natureza caótica e não-linear da evolução do tempo meteorológico.

Apesar de tais incertezas, modelos numéricos de previsão de tempo possuem códigos de parametrização de radiação, uma vez que a energia solar alimenta a quase totalidade dos processos atmosféricos e atua como forçante em movimentos de ar de diferentes escalas. O modelo de mesoescala Eta/CPTEC realiza previsões de curto e médio prazo acerca da incidência de radiação solar à superfície, bem como diversas outras variáveis meteorológicas. Contudo, estudos têm mostrado que esta previsão de radiação é sistematicamente superestimada (Chou *et al.*, 2002; Hinkelman *et al.*, 1999).

Com a finalidade de suprir o setor de energia com melhores previsões de radiação solar, foi realizado um estudo de refinamento estatístico das previsões do modelo Eta/CPTEC, visando obter estimativas de radiação solar com níveis de erros menores (Guarnieri, 2006). Neste trabalho, serão apresentados alguns dos resultados obtidos neste estudo de refinamento de previsão de radiação solar, tendo-se empregado Redes Neurais Artificiais (RNAs) alimentadas com variáveis (representando as condições atmosféricas futuras) previstas pelo modelo Eta operacional do CPTEC. Serão avaliadas previsões pontuais de radiação, para duas localidades que contam com estações do projeto SONDA, para as quais as RNAs foram treinadas.

2. DADOS E METODOLOGIA

A intensidade de radiação solar que atinge um plano horizontal situado num dado ponto do topo da atmosfera possui variação diurna e sazonal (devido aos movimentos da Terra) e pode ser calculada para cada instante e para cada local de forma bastante simples (Iqbal, 1983; Duffie e Beckman, 1991). A radiação solar interage com a atmosfera através de processos de absorção e espalhamento, modificando o fluxo de energia que chega à superfície terrestre, especialmente quando ocorrem nuvens (Liou, 1976, 1980, 1992; Hartmann, 1993; Kidder e Vonder Haar, 1995; Iqbal, 1983).

Assim, para modelar a radiação solar incidente à superfície, as propriedades óticas atmosféricas devem ser conhecidas, sendo estas dependentes da cobertura de nuvens, aerossóis, umidade e outros fatores. A previsão de radiação solar depende então do conhecimento antecipado das condições atmosféricas futuras, que, com certo grau de incerteza, pode ser suprido a partir das várias variáveis meteorológicas previstas pelos modelos numéricos de previsão de tempo.

O refinamento estatístico proposto neste trabalho consiste em alimentar as saídas de previsão de tempo de um modelo meteorológico de mesoescala (modelo Eta/CPTEC), para locais específicos, em redes neurais artificiais (RNAs). A radiação solar incidente no topo da atmosfera, calculada teoricamente para cada instante e cada local de interesse, também foi fornecida às RNAs, uma vez que trata-se da quantidade que é modulada pela atmosfera. O objetivo é obter previsões pontuais de radiação solar com erros menores do que as previsões diretamente fornecidas pelo modelo de mesoescala através de seu código radiativo. Medidas de radiação solar provenientes de duas estações do projeto SONDA situadas no sul do Brasil foram empregadas como sítios de referência no treinamento das RNAs e para a avaliação das previsões.

2.1 Modelo Eta/CPTEC

O modelo Eta é um modelo de previsão de tempo de mesoescala internacional, empregado operacionalmente no Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC/INPE) desde 1996. A área do modelo cobre toda a América do Sul e oceanos adjacentes: latitudes entre 50,2°S e 12,2°N e longitudes entre 83°O a 25,8°O. A versão empregada desde 1996 possui 40 km de resolução horizontal e 38 níveis verticais. O modelo Eta/CPTEC é rodado duas vezes ao dia, com condições iniciais (análises do NCEP) às 00UT e 12UT, e com condições de contorno (Modelo Global CP-

TEC/COLA) atualizadas a cada 6 horas de integração (Chou, 1996). Descrições detalhadas do modelo Eta podem ser encontradas em Mesinger *et al.* (1988), Janjić (1994), e Ničhović *et al.* (1998).

A parametrização de radiação emprega os esquemas de Lacis e Hansen (1974) e Fels e Schwarzkopf (1975), para radiação de onda curta e onda longa, respectivamente. Chou *et al.* (2002) observou que o modelo Eta/CPTEC sistematicamente superestima a incidência de radiação solar e os fluxos de superfície de calor sensível e latente. Este viés nas previsões de radiação solar foi também observado por Hinkelman *et al.* (1999), usando o modelo Eta/NCEP.

A cada dia, o modelo Eta/CPTEC fornece dois conjuntos de dados (rodadas de 00UT e 12UT) contendo previsões para cada 6 horas (horários de referência) a partir do horário da condição inicial até um prazo de integração de 7 dias ou 168 horas no futuro. Algumas variáveis previstas são instantâneas para os horários de referência, enquanto outras são médias, integrais ou quantidades acumuladas referentes ao período de 6 horas que antecede cada horário de referência. Para cada horário de referência e variável prevista, os dados são disponibilizados em pontos de grade com 0,4° de latitude e longitude, ao longo de todo o domínio do modelo. Neste trabalho, foram extraídos e usados dados provenientes do modelo Eta para apenas dois pontos de grade, localizados próximos às duas estações radiométricas do projeto SONDA descritas na subseção 2.2.

Dentre os dados fornecidos pelo modelo Eta, foi tomado para uso neste trabalho, um conjunto de 31 variáveis, compreendendo dados de: temperatura e umidade do ar à superfície, pressão atmosférica e vento, precipitação, nuvens, fluxos de calor e energia à superfície, dentre outras quantidades. A variável correspondente à previsão do modelo Eta para radiação solar incidente, chamada *o-cis*, representa a previsão que se deseja melhorar com o uso dos modelos de refinamento (RNAs). Na seção de resultados (seção 3), esta previsão do modelo Eta é avaliada utilizando medidas de radiação e sua performance é comparada com as previsões fornecidas pelas RNAs.

2.2 Estações radiométricas do Projeto SONDA empregadas

O SONDA (Sistema de Organização Nacional de Dados Ambientais voltados ao setor de energia – <http://www.cptec.inpe.br/sonda>) é um projeto coordenado pelo CPTEC/INPE que tem como um de seus objetivos a instalação e manutenção de uma rede de estações de medida de radiação solar e ventos. Com base nestas medidas espera-se melhorar a base de dados ambientais necessária para o levantamento e planejamento de exploração dos recursos de energia solar e eólica no Brasil.

Neste trabalho, foram utilizadas medidas de radiação solar global realizadas por piranômetros *Kipp & Zonen CM-21* de estações SONDA. Os dados foram tomados a partir de duas estações situadas no sul do Brasil, e cujas localizações são mostradas na Fig. 1: Florianópolis – SC (FLN) e São Martinho da Serra – RS (SMS).

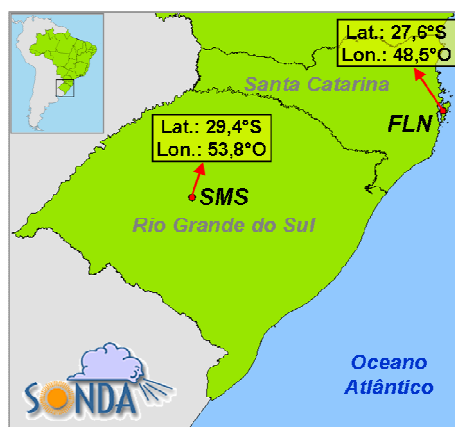


Figura 1 – Estações do Projeto SONDA na sul do Brasil: estações FLN e SMS.

Os dados de radiação medida são disponibilizados como irradiâncias médias de cada minuto, ao longo das 24 horas de cada dia. Os períodos de dados empregados são: janeiro/2001 a outubro/2005

para FLN, e julho/2004 a outubro/2005 para SMS. Os dados do modelo Eta, para os pontos de grade mais próximos da localização das estações, foram tomados para estes mesmos períodos.

2.3 Conjuntos de dados

As previsões, em cada horário de referência, para radiação solar do modelo Eta (variável *ocis*), bem como de outros fluxos de energia, correspondem a médias das irradiâncias solares ou fluxos ao longo dos períodos de 6 horas que antecedem cada horário de referência. Assim, visando iguais resoluções temporais entre os dados, a partir das medidas de radiação das estações SONDA (com resolução temporal de 1 minuto) foram calculadas médias de 6 horas, representadas pelo horário do instante final desses intervalos de tempo. A seguir, todos os dados apresentados como médias de fluxos de energia (em $W \cdot m^{-2}$) foram convertidos em integrais de energia, expressas em $MJ \cdot m^{-2}$.

As previsões do modelo Eta disponibilizadas como valores instantâneos para cada horário de referência, juntamente com seus valores para o horário de referência precedente, foram empregados no cálculo de um valor médio que melhor representa a variável ao longo dos períodos de 6 horas. Desta forma, todos os valores previstos e medidos passaram a apresentar a mesma resolução temporal e são representativos dos mesmos intervalos de tempo.

Radiação solar incidente no topo da atmosfera, ângulos zenitais médios e valores médios para massa de ar, foram calculados com a mesma resolução temporal, a fim de serem usados como entradas adicionais de RNAs. A partir das variáveis do modelo Eta, mais duas quantidades foram calculadas: umidade relativa e velocidade total do vento. Assim, 36 variáveis, entre previsões do modelo Eta e variáveis adicionais calculadas, puderam ser empregadas como preditores para RNAs.

Uma vez que os 36 preditores e a variável a ser simulada (radiação solar medida) são representativos de intervalos de 6 horas, cada variável possui valores para 4 horários em cada dia: 6:00, 12:00, 18:00 e 24:00UT, cada qual representando os intervalos 0:00-6:00UT, 6:00-12:00UT, 12:00-18:00, e 18:00-24:00UT, respectivamente. Dentre esses intervalos, aquele que compreende a maior fração da energia solar diária é o período entre 12:00 e 18:00UT (63 a 80% da energia total diária, considerando as duas estações e todos os dias do ano). Assim, neste trabalho, somente as previsões de radiação solar para este intervalo de tempo são avaliadas. Daqui por diante, este intervalo será referido apenas como *Rad18UT* (em referência à radiação contida no horário de referência 18UT).

Para prever radiação solar para o período *Rad18UT* de um dia, pode-se usar saídas das rodadas do modelo Eta das 00UT do mesmo dia, ou as rodadas 00UT e 12UT dos dias anteriores. Neste trabalho, somente são analisadas as previsões de “antecedência mínima” (ou “de mais curto prazo”), obtidas a partir das rodadas do modelo Eta geradas às 00UT dos mesmos dias a serem previstos. Estas previsões são referidas como *P00UT*. Assim, a partir das variáveis do modelo Eta calculadas no começo de cada dia (*P00UT*), tem-se as condições atmosféricas e de superfície médias previstas para o período *Rad18UT* do dia. Os modelos de refinamento (RNAs) usam essas variáveis como preditores na geração de uma previsão de radiação solar incidente, denominada *P00UT-Rad18UT*.

Vários testes foram realizados aplicando diferentes conjuntos de preditores em RNAs, a fim de encontrar um conjunto reduzido de preditores capaz de conduzir a uma performance de previsão similar àquela obtida pelo uso de 36 preditores. Encontrou-se um conjunto de 8 preditores, incluindo: radiação solar no topo da atmosfera, umidade relativa, temperatura do ar, conteúdo de água precipitável na atmosfera, velocidade do vento zonal a 10 metros de altura e preditores para fração de cobertura de nuvens. As RNAs baseadas em 36 e 8 preditores, são denominadas *ANN-36p.* e *ANN-8p.*, respectivamente, onde ANN é a abreviação de *Artificial Neural Network* (RNA em inglês).

Após verificação da qualidade dos dados, dados de 1150 dias para FLN e 472 dias para SMS foram empregados no estudo. Esses dados foram subdivididos em 3 conjuntos: conjunto de treinamento (50% dos dados), empregado no processo de aprendizagem das RNAs; conjunto de validação (25% dos dados), empregado para avaliação do aprendizado durante o treinamento das RNAs; e conjunto de testes (25% dos dados), usado na realização de simulações e avaliação de performance das previsões de radiação fornecidas pelas RNAs e pelo modelo Eta. Os resultados apresentados na seção 3 são relativos aos dados do conjunto de testes.

2.4 Redes Neurais Artificiais

Redes Neurais Artificiais são ferramentas que computam dados de maneira semelhante àquela realizada pelas redes de neurônios biológicos. As redes são compostas por elementos de processamento interconectados (*neurônios*). Nas RNAs aqui empregadas, chamadas *perceptrons de múltiplas camadas*, os neurônios são dispostos em camadas e os sinais passam desde a camada de entrada até a camada de saída através de conexões unidirecionais, chamadas *sinapses* (Haykin, 1994).

A Figura 2 apresenta um neurônio artificial e a estrutura das RNAs empregadas neste trabalho. Os valores de entrada de um neurônio (x_i) são ponderados por valores associados com cada sinapse (w_{ji}), chamados *pesos sinápticos*. Todos os valores ponderados são somados, juntamente com um valor chamado *bias* (b_j). Esta soma é o *nível de atividade* do neurônio (v_j). A saída do neurônio é finalmente computada pela *função de ativação* ($\varphi(v_j)$), geralmente uma função linear ou tangente-hiperbólica. O uso de uma função não-linear, como a função tangente-hiperbólica, permite às RNAs aprender comportamentos não-lineares e padrões complexos.

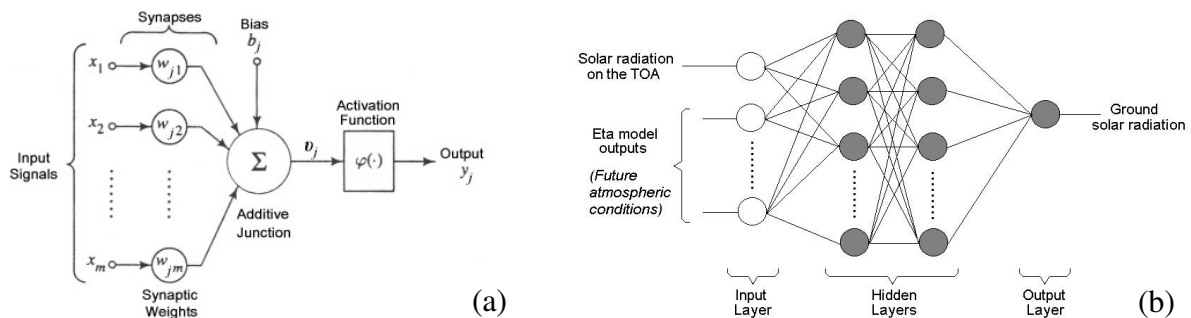


Figura 2 – (a) Modelo de Neurônio Artificial (Haykin, 1994) e (b) modelo de RNA empregado.

Testes preliminares revelaram que, para os propósitos deste estudo e com os conjuntos específicos de preditores, melhores performances das RNAs são obtidas usando 2 camadas escondidas (*hidden layers*) de neurônios. A Tab. 1 mostra a melhor distribuição de neurônios verificada para cada RNA. O número de neurônios nas camadas de entrada e saída (*input layer* e *output layer*) são equivalentes ao número de preditores empregados e de previsões de saída, respectivamente.

Tabela 1 – Número de neurônios em cada camada nas RNAs empregadas.

	ANN-36p.	ANN-8p.
<i>Input layer</i>	36	8
<i>First hidden layer</i>	36	16
<i>Second hidden layer</i>	18	8
<i>Output layer</i>	1	1

O algoritmo de treinamento *Backpropagation* (Haykin, 1994) e os conjuntos de dados de treinamento e validação foram empregados durante a fase de aprendizado das RNAs, durante a qual os pesos e *bias* são gradativamente ajustados. Após o treinamento, pesos e *bias* são mantidos fixos e as RNAs podem ser empregadas para realizar simulações utilizando o conjunto de testes. Assim, as performances das RNAs são avaliadas utilizando somente o conjunto de testes.

2.5 Avaliação das previsões

Os conjuntos de testes dos dados de ambas as estações SONDA foram empregados na avaliação de previsões de radiação solar por persistência, pelo modelo Eta e pelos modelos ANN-36p. e ANN-8p. Os valores previstos (P_i) foram comparados com os valores medidos (M_i), e os desvios

entre eles ($P_i - M_i$) foram calculados. A performance das previsões foi verificada com dois índices estatísticos (*scores*): erro médio (ME) ou viés, e a raiz do erro quadrático médio (RMSE). O ME fornece informações sobre os erros sistemáticos, indicando previsões superestimadas ou subestimadas, enquanto o RMSE fornece uma estimativa dos desvios absolutos médios entre previsões e medidas. Para facilitar a comparação, ambos os índices foram normalizados e são apresentados como porcentagens da média das medidas de radiação solar global (erros relativos; adimensionais):

$$ME\% = 100 \cdot \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - M_i)}{\sum_{i=1}^N (M_i)} \% \quad (1)$$

$$RMSE\% = 100 \cdot \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - M_i)^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (M_i)} \% \quad (2)$$

onde N é o número de pares previsão-medida empregados na avaliação (equivalente ao número de dias do conjunto de testes. Para calcular o ganho em previsibilidade obtido com um modelo, em relação a uma previsão de referência, foi usado o *Skill-score* (destreza):

$$Skill = \frac{Score - Score_{ref}}{Score_{perf} - Score_{ref}} \quad (3)$$

onde *Score*, neste trabalho, corresponde ao RMSE% da nova previsão a ser avaliada, e *Score_{ref}* corresponde ao índice (RMSE%) de uma previsão tomada como referência (antiga previsão ou aquela previsão sobre a qual se deseja calcular o ganho proporcionado pela nova previsão). *Score_{perf}* é o valor do índice esperado para uma previsão perfeita (RMSE% = 0). Os coeficientes de correlação (R) e determinação (R²) entre previsões e medidas também foram calculados para avaliação.

3. RESULTADOS

Todas as previsões analisadas nesta seção são previsões P00UT-Rad18UT, realizadas com base nos conjuntos de testes de FLN (N = 287 dias) e de SMS (N = 118 dias). As previsões de radiação solar diretamente disponibilizadas pelo modelo Eta (variável prevista *ocis*) e as previsões calculadas pelas RNAs são comparadas entre si, com previsões por persistência e com as medidas de radiação solar (observações).

Diagramas de dispersão entre previsões e observações são apresentados na Fig. 3 e Fig. 4. Na Fig. 3 pode-se verificar os diagramas de dispersão para previsões por persistência, pelo modelo Eta e pelas RNAs (ANN-39p. e ANN-8p.) para Florianópolis. A Fig. 4 é similar à Fig. 3, porém para a estação de São Martinho da Serra. A linha azul nos gráficos, corresponde à situação de previsão perfeita, isto é, previsões iguais às observações. A linha vermelha corresponde ao comportamento médio observado para as previsões avaliadas, e a sua posição e inclinação em relação à linha azul, permite verificar erros sistemáticos.

Observa-se que a previsão de radiação solar fornecida pelo modelo Eta/CPTEC representa um ganho sobre a previsão por persistência, traduzida em um maior coeficiente de correlação (R) e um menor espalhamento dos pontos em torno da linha de previsão perfeita, em ambas as estações. Contudo, o modelo Eta possui um viés elevado, verificado pela posição dos pontos e da linha vermelha acima da linha azul, e assim confirmando as observações de Chou *et al.* (2002) e Hinkelman *et al.* (1999) quanto aos valores superestimados de radiação solar.

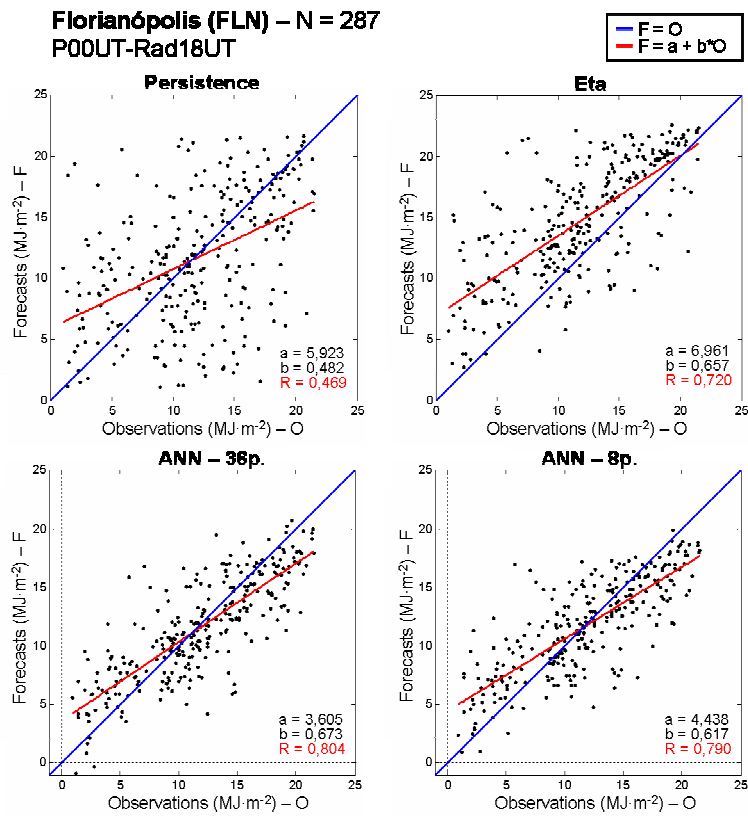


Figura 3 – Diagramas de dispersão de previsões contra observações (medidas) para persistência, modelo Eta, ANN-36p. e ANN-8p., para a estação FLN.

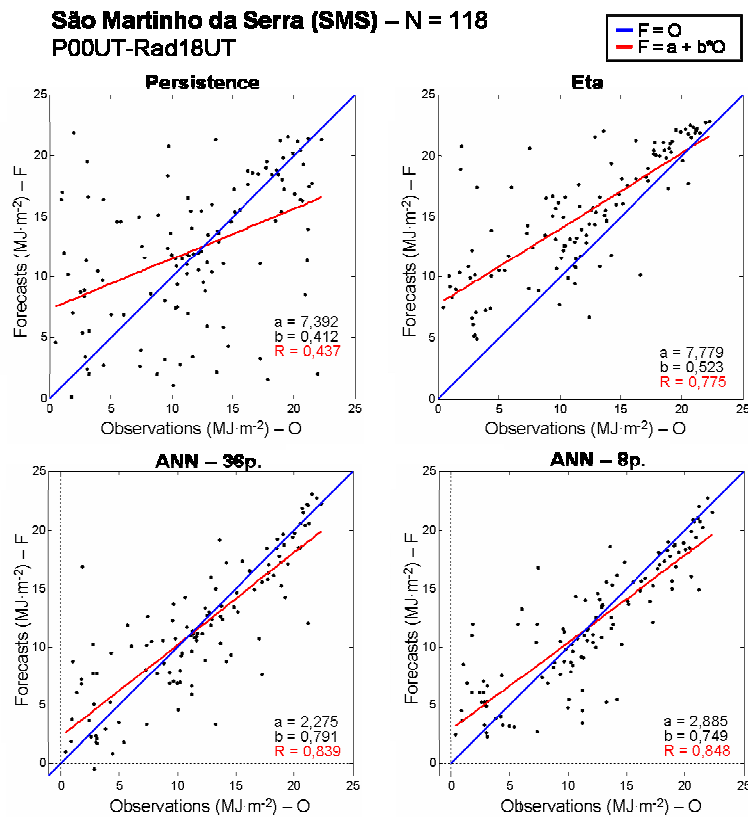


Figura 4 – Diagramas de dispersão de previsões contra observações (medidas) para persistência, modelo Eta, ANN-36p. e ANN-8p., para a estação SMS.

Os modelos de RNA levam a melhores resultados para ambas as estações (FLN e SMS), não apenas removendo o viés, como também reduzindo o RMSE% e elevando o coeficiente de correlação, como se pode observar na Tab. 2 e Tab. 3. O uso de RNA com apenas 8 preditores apresentou resultados semelhantes àqueles observados com o emprego de 36 preditores. O fato de a RNA com 8 preditores não ter usado como preditor a previsão de radiação solar do modelo Eta (*ocis*), mostrou que é possível obter estimativas de radiação empregando apenas a radiação solar no topo da atmosfera e variáveis que expressam as condições atmosféricas e nebulosidade.

Tabela 2 – Índices de avaliação para as previsões de cada modelo analisado, para FLN.

Modelo	R	R ²	ME %	RMSE %
Persistência	0,469	0,220	1,6%	45,9%
Eta	0,720	0,519	24,6%	40,0%
ANN-36p.	0,804	0,646	-2,1%	26,2%
ANN-8p.	0,790	0,625	-0,8%	26,9%

Tabela 3 - Índices de avaliação para as previsões de cada modelo analisado, para SMS.

Modelo	R	R ²	ME %	RMSE %
Persistência	0,437	0,191	3,7%	53,8%
Eta	0,775	0,600	28,0%	43,2%
ANN-36p.	0,839	0,704	-1,7%	28,8%
ANN-8p.	0,848	0,720	-0,7%	27,6%

Para quantificar a melhora nas previsões de radiação solar pelo uso das RNAs frente ao modelo Eta, o *Skill-score* foi calculado utilizando os valores de RMSE% das previsões por RNAs e das previsões de radiação solar do modelo Eta. Os resultados são apresentados na Tab. 4. Pode-se concluir que, em geral, RNAs levam a ganhos maiores do que 30% em termos de RMSE% sobre o modelo Eta.

Tabela 4 – *Skill-score* calculado com RMSE% das RNAs sobre o modelo Eta.

<i>Skill-score</i>	FLN	SMS
ANN-36p.	0.344	0.333
ANN-8p.	0.328	0.361

Apesar de não ser possível afirmar qual seria o nível de erro satisfatório para previsões de radiação solar para o setor de energia, pode-se mencionar, apenas para comparação, que modelos de estimativa de radiação solar utilizando imagens de satélite (estimativas para o instante presente ou instantes passados) apresentam valores de RMSE da ordem de 13% (Pereira et al., 2006). Obviamente, previsões de radiação apresentam erros maiores, pelo simples fato de se tratar de uma estimativa para instante futuro, sujeita às não-linearidades da simulação das condições futuras da atmosfera, bem como às incertezas intrínsecas da representação numérica da atmosfera e seus processos, do modelo de mesoescala e do método de refinamento.

4. CONCLUSÕES

O emprego de Redes Neurais Artificiais no pós-processamento das previsões do modelo Eta/CPTEC, permitiu serem obtidas previsões de radiação solar com erros menores e coeficientes de correlação maiores do que a previsão de radiação solar diretamente disponibilizada pelo modelo Eta. A redução do conjunto de preditores empregados no pós-processamento indicou que a utilização

de poucas variáveis (8 preditores), representativas das condições atmosféricas futuras, é suficiente para a obtenção de previsões com qualidade semelhante às previsões obtidas pelo emprego do conjunto completo de 36 preditores. As RNAs reduziram o viés a menos de 2% e o RMSE relativo a aproximadamente 28%. A redução nos valores de RMSE corresponde a ganhos entre 33 e 36% sobre o modelo Eta. Os coeficientes de correlação das previsões com RNAs frente às observações foram de aproximadamente 0,80 para a estação de Florianópolis e 0,85 para São Martinho da Serra.

Agradecimentos

Os autores agradecem à FINEP (projeto SONDA – 22.01.0569.00) e ao CNPq (processos 132148/2004-8 e 141844/2006-0) pelo suporte financeiro, e à equipe do Laboratório de Instrumentação Meteorológica envolvida na instalação e manutenção das estações SONDA e no controle de qualidade dos dados.

REFERÊNCIAS

- Chou, S. C., 1996. Modelo Regional Eta, Climanálise, Edição comemorativa de 10 anos. Disponível em: < <http://www.cptec.inpe.br/products/climanalise/> >
- Chou, S. C., Tanajura C. A. S., Xue, Y., Nobre, C. A., 2002. Validation of the coupled Eta/SsiB model over South América, *Journal of Geophysical Research*, vol.107, n. D20, pp.1-20.
- Duffie, J. A., Beckman, W. A., 1991. *Solar Engineering of Thermal Processes*, John Wiley & Sons.
- Fels, S. B., Schwarzkopf, M. D., 1975. The simplified exchange approximation. A new method for radiative transfer calculations, *Journal of Atmospheric Sciences*, vol. 32, n.7, pp. 1475-1488.
- Guarnieri, R. A., 2006. Emprego de Redes Neurais Artificiais e Regressão Linear Múltipla no Refinamento das Previsões de Radiação Solar do Modelo Eta, Dissertação de Mestrado, CPTEC, INPE, São José dos Campos (SP).
- Hartmann, D. L., 1993. Radiative effects of clouds on Earth's climate. In: Hobbs, P. V. (ed.) *Aerosol-cloud-climate interactions*, San Diego, Academic Press, Cap. 6, pp.151-173.
- Haykin, S., 1994. *Neural networks: a comprehensive foundation*, New York, Macmillan College Publishing Company.
- Hinkelman, L. M., Ackerman, T. P., Marchand, R. T., 1999. An evaluation of NCEP Eta model predictions of surface energy budget and cloud properties by comparison with measured ARM data, *Journal of Geophysical Research*, vol.104, n. D16, pp. 19535-19549.
- Iqbal, M., 1983. *An Introduction to Solar Radiation*, Toronto, Academic Press Canada, 390p.
- Janjić, Z. L., 1994. The step-mountain Eta coordinate model: Further developments of the convection, viscous sublayer, and turbulence closure schemes, *Mon. Weather Rev.*, v.122(5), p.927-945.
- Kidder, S. Q., Vonder Haar, T. H., 1995. *Satellite Meteorology: an introduction*, San Diego, Academic Press, 466p.
- Lacis, A. A., Hansen, J. E., 1974. A parameterization of the absorption of solar radiation in earth's atmosphere, *Journal of the Atmospheric Sciences*, vol. 31, pp. 118-133.
- Liou, K., 1976. On the absorption, reflection and transmission of solar radiation in cloudy atmospheres, *Journal of Atmospheric Science*, vol. 33, pp. 798-805.
- Liou, K. N., 1980. *An Introduction to Atmospheric Radiation*, New York, Academic Press, 392p.
- Liou, K. N., 1992. *Radiation and Cloud Processes in the Atmosphere: Theory, Observation and Modeling*, Oxford University Press, New York.
- Mesinger, F., Janjić, Z. L., Ničković, S., Deaven, D. G., 1988. The step-mountain coordinate: Model description and performance for cases of Alpine lee cyclogenesis and for a case of Appalachian redevelopment. *Monthly Weather Review*, vol. 116, pp. 1493-1518.
- Ničković, S., Mihailović, D., Rajković, B., 1998. Scientific documentation of the Eta model, World Meteorological Organization, in press, Geneva, Switzerland.
- Pereira, E. B., Martins, F. R., Abreu, S. L., Rüther, R., 2006. *Atlas Brasileiro de Energia Solar*, São José dos Campos, INPE, 60p.

SOLAR RADIATION FORECASTS USING MESOSCALE MODEL: REFINING BY NEURAL NETWORKS

Abstract. *Because solar energy plays an important role in several atmospheric processes, the radiative codes of the mesoscale weather forecast models calculates the incidence of solar radiation on Earth surface. These estimates can be supplied for uses in agriculture, architecture, and the energy sector. For the energy sector, the short-term solar radiation forecasts can be applied to the generation (operation-planning of hybrid systems that use solar energy) and distribution (forecast of energy dispatch in transmission lines) of electricity. The Eta mesoscale model is run twice a day at the Brazilian Center of Weather Forecast and Climate Studies (CPTEC/INPE), supplying forecasts for 7 days in advance. Comparisons between ground data and forecasts from Eta/CPTEC model calculated for the grid-points nearest the measurement sites were accomplished. The measurement sites used were two SONDA stations located in São Martinho da Serra (SMS – 29.44°S; 53.82°O) e Florianópolis (FLN – 27.60°S; 48.52°O). The short-term Eta-forecasts presented bias higher than 25%, relative RMSE higher than 40% and correlation coefficients of about 0.72 (FLN) and 0.78 (SMS). Aiming to diminish the forecast-errors, Artificial Neural Networks (ANNs) were configured and trained for the both measurement sites, using forecasts of meteorological variables supplied by the Eta model as inputs. These meteorological data are representative of the weather conditions in the future instant on which the radiation forecast are desired. The refined forecasts, calculated by the ANNs, presented bias lower than 2%, RMSE values lower than 28% (improvement of about 30% over the Eta model solar radiation forecasts) and correlation coefficients of 0.80 (FLN) and 0.85 (SMS).*

Key words: *Solar Radiation Forecast, Eta/CPTEC Model, Artificial Neural Networks.*