

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO

DEPARTAMENTO DE ENERGIA NUCLEAR

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM TECNOLOGIAS
ENERGÉTICAS E NUCLEARES**

**GERAÇÃO SINTÉTICA DA IRRADIAÇÃO SOLAR DIÁRIA
NO BRASIL PARA APLICAÇÕES ENERGÉTICAS**

ADALBERTO NUNES DE SIQUEIRA

**RECIFE – PERNAMBUCO – BRASIL
Maio – 2008**

ADALBERTO NUNES DE SIQUEIRA

**GERAÇÃO SINTÉTICA DA IRRADIAÇÃO SOLAR DIÁRIA
NO BRASIL PARA APLICAÇÕES ENERGÉTICAS**

Tese submetida ao programa de Pós-graduação em Tecnologias Energéticas e Nucleares – PROTEN do Departamento de Energia Nuclear da Universidade Federal de Pernambuco, para obtenção do título de Doutor em Ciências. Área de Concentração: Fontes Renováveis de Energia.

ORIENTADOR: PROF. DR. CHIGUERU TIBA

CO-ORIENTADOR: PROF. DR. NAUM FRAIDENRAICH

RECIFE – PERNAMBUCO – BRASIL

Maio – 2008

S618g Siqueira, Adalberto Nunes de.

Geração sintética da irradiação solar diária no Brasil para aplicações energéticas / Adalberto Nunes de Siqueira. - Recife: O Autor, 2008.

126 folhas, il : figs., tabs., gráfs.

Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Tecnologias Energéticas e Nucleares, 2007.

GERAÇÃO SINTÉTICA DA IRRADIAÇÃO SOLAR DIÁRIA NO BRASIL PARA APLICAÇÕES ENERGÉTICAS

Adalberto Nunes de Siqueira

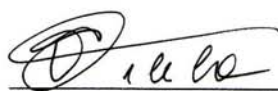
APROVADO EM: 08.05.2008

ORIENTADOR: Prof. Dr. Chigueru Tiba

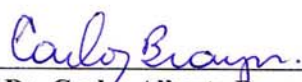
CO-ORIENTADOR: Prof. Dr. Naum Fraidenraich

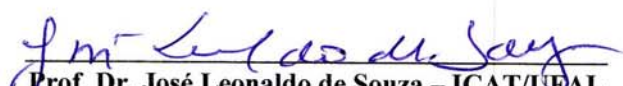
COMISSÃO EXAMINADORA:


Prof. Dr. Chigueru Tiba – DEN/UFPE


Profa. Dra. Olga de Castro Vilela – DEN/UFPE


Prof. Dr. Aluizio Fausto Ribeiro – Araújo – CIN/UFPE


Prof. Dr. Carlos Alberto Brayner de Oliveira Lira – DEN/UFPE


Prof. Dr. José Leonaldo de Souza – ICAT/UFAL

Visto e permitida a impressão


Coordenador do PROTEN/DEN/UFPE

Aos meus pais, Antenor Rodrigues e Francisca

Nunes, exemplos de
dignidade e esperança

minha homenagem e
minha gratidão

À minha esposa Iraponira, e aos filhos Felipe,
Samantha e Suzanny, elos queridos de afeição,
encorajamento e compreensão.

Dedico.

AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, em especial ao Departamento de Energia Nuclear, pela oportunidade.

À Companhia Brasileira de Trens Urbanos (CBTU-STU REC – METROREC, em especial ao Departamento de Material Rodante – DEMAR, pela aceitação da flexibilização de minha jornada de trabalho).

Ao Prof. Chigueru Tiba, pela orientação, estímulo, apoio e amizade.

Ao Prof. Naum Fraidenraich, pelo apoio, confiança e amizade.

Aos Professores Aluizio Fausto Ribeiro Araújo, Sílvio José Pereira dos Santos, Olga Vilela e José Leonaldo de Souza pelas valiosas sugestões.

À Professora Elielza Moura e a todos os integrantes do Grupo FAE, pelo estímulo e amizade.

Aos Colegas Bráulio, Bione, Milton, Ricardo Esberard, Gilmário, Carlos e Tito pelas valiosas sugestões, atenção e amizade.

A todos os amigos do DEN, pela atenção e convivência agradável durante a realização deste trabalho.

GERAÇÃO SINTÉTICA DA IRRADIAÇÃO SOLAR DIÁRIA NO BRASIL PARA APLICAÇÕES ENERGÉTICAS

Autor: Adalberto Nunes de Siqueira

Orientador: Prof. Dr. Chigueru Tiba

Co-Orientador: Prof. Dr. Naum Fraidenraich

RESUMO

A escassez de informações precisas sobre a irradiação solar, disponível em uma determinada localidade, é um dos fatores limitativos do desenvolvimento de áreas como agropecuária, meteorologia, engenharia florestal, recursos hídricos e particularmente para a área da energia solar. No Brasil, Tiba et al (2001), fizeram um levantamento das informações solarimétricas terrestres existentes, constatando a grande escassez dessas informações (principalmente na escala diária) para a maioria das localidades brasileiras, provavelmente explicada tanto pelos altos custos dos equipamentos utilizados na obtenção desses dados como também pela grande extensão territorial.

Para superar este problema, dentre as principais propostas sugeridas pelo trabalho pode-se destacar a geração de séries temporais sintéticas da irradiação solar diária, que reproduzam as principais características estatísticas das séries históricas, viabilizando a simulação e a avaliação de desempenho dos sistemas solares submetidos a regime de longo prazo. Os trabalhos desenvolvidos recentemente por dezenas de pesquisadores, em nível mundial, sugerem a obtenção das séries sintéticas a partir da utilização de duas metodologias conceitualmente distintas: os modelos baseados nos conceitos da cadeia de

Markov e os modelos fundamentados na metodologia das redes neurais artificiais.

Neste estudo, foram avaliados os desempenhos de dois modelos para geração de séries sintéticas da irradiação solar global diária: o primeiro, proposto por Graham et al (1988), que é um modelo estocástico baseado nos conceitos da cadeia de Markov e fundamentado na metodologia ARMA, e o segundo modelo fundamentado na metodologia das redes neurais artificiais (RNA).

O modelo de Graham foi testado para seis localidades brasileiras situadas em regiões tropicais, com latitudes variando desde 1° 27'S até 30° 01'S e longitude variando numa faixa de 38° 31'W a 60° 39'W.

Com relação ao modelo das redes neurais artificiais, foi feita a interpolação temporal para quatro localidades brasileiras de grandes diferenças meteorológicas e a interpolação espacial para sete localidades do Sertão de Pernambuco.

Assim, além de comprovar a viabilidade do modelo de Graham para reproduzir as principais características estatísticas do processo estocástico gerador das séries experimentais da transmitância atmosférica (K_t) nas localidades brasileiras, o estudo demonstrou a eficiência do uso das redes neurais artificiais para geração de séries sintéticas diárias da irradiação solar.

Palavras chave: simulação de sistemas solares, rede neural artificial, irradiação solar global diária, séries temporais sintéticas.

SYNTHETIC GENERATION OF DAILY SOLAR IRRADIATION IN BRAZIL FOR APPLICATION IN ENERGY

ABSTRACT

The shortage of precise information on solar irradiation, that is available in a determined locality, is one of the limiting factors of development in areas such as cattle breeding, meteorology, forestry engineering, hydric resources and particularly in the solar energy field. In Brazil, Tiba et al (2001) did a survey on existing terrestrial solarimetric information (principally on a daily scale) for the majority of Brazilian localities, probably explained as much by the high cost of the equipment used in obtaining these data as also by the great territorial extension.

To overcome this problem, among the main proposals suggested for the work, that can be emphasized, is the generation of synthetic temporal series of daily solar irradiation, which reproduce the principal statistical characteristics of the historical series, that make long term simulation and evaluation of solar system performance viable. The works developed recently by dozens of researchers, at a word level, suggest the obtention of synthetic series from the utilization of two distinct conceptional methodologies: Model based on Markov chain concepts and models founded on artificial neural network methodology.

In this study, the performance of two models for generating daily global solar irradiation synthetic series were evaluated: the first, proposed by Graham et al (1988), which is a stochastic model based on Markov chain concepts that is appropriate for daily

solar radiation and is founded on ARMA methodology and the second model founded on artificial neural network methodology (ANN).

The Graham model was tested for six Brazilian localities situated in tropical regions, with big climate differences, at latitudes varying from 1°:27' S to 30°:01' S and longitude varying in the range from 38°:31' W to 60°:39' W.

Regarding the artificial neural network models, temporal interpolation for four Brazilian localities of great meteorological differences was carried out and also the spatial interpolation for seven localities in the Brazilian Sertão of Pernambuco.

Thus, besides proving the viability of the Graham model for reproducing the principal statistical characteristics of the stochastic process that generates the atmospheric transmittance (K_t) for the experimental series in the Brazilian localities, the study demonstrated the efficiency of the use of artificial neural networks for generation of synthetic daily solar irradiation series.

Key words: simulation of solar systems, artificial neural networks, daily solar irradiation, synthetic temporal series, spatial interpolation.

SUMÁRIO

	Página
1 INTRODUÇÃO.....	21
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	24
2.1 Modelos baseados nos conceitos da cadeia de Markov.....	25
2.2 Modelos fundamentados na metodologia das redes neurais artificiais	37
2.2.1 Interpolação espacial.....	38
2.2.2 Interpolação temporal.....	40
3 MATERIAIS E MÉTODOS.....	44
3.1 O modelo proposto por Graham (1988).....	45
3.1.1 A base de dados.....	45
3.1.2 A modelagem ARMA.....	46
3.2 Modelos de redes neurais artificiais (RNA).....	47
3.2.1 RNA - Interpolação temporal.....	47
3.2.1.1 Redes Neurais do tipo Perceptron de Múltiplas Camadas (PMC).....	51
3.2.2 RNA - Interpolação espacial.....	59
3.2.2.1 Redes Neurais de Função de Base Radial (FBR).....	63
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	68
4.1 Aferição do modelo de Graham (1988).....	68
4.2 Aferição dos modelos de RNA.....	76
4.2.1 Interpolação temporal.....	76
4.2.1.1 Avaliação da metodologia, para simulação e avaliação a longo prazo de sistemas solares.....	83
4.2.1.2 Definição dos modelos mais parcimoniosos.....	94
4.2.2 Comparação entre o modelo de Graham e o de RNA.....	100
4.3 Interpolação espacial.....	102

4.3.1	Desempenhos de RNA, PMC e RBF na interpolação espacial.....	102
4.3.2	Interpolação espacial da irradiação solar diária, mediante RNA do tipo PMC, em localidades do Sertão de Pernambuco	105
4.3.2.1	A definição do modelo mais parcimonioso.....	113
4.3.2.2	Comparação entre modelos parcimoniosos utilizando RNA do tipo PMC e do tipo FBR.....	119
5	CONCLUSÕES.....	121
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	124

LISTA DE FIGURAS

	Página
Figura 1 Etapas do modelo ARMA.....	46
Figura 2 Interpolação temporal com redes neurais.....	51
Figura 3 Modelo do neurônio típico com propagação de sinal de trás para frente.....	52
Figura 4 Rede Neural PMC (Perceptron de Múltiplas Camadas).....	52
Figura 5 Função de ativação do tipo da rede PMC, para três valores distintos de a	53
Figura 6 Diagrama de uma rede PMC treinada com a aprendizagem supervisionada.....	54
Figura 7 Fluxograma de treinamento e validação da rede PMC.....	57
Figura 8 Mapa do estado de Pernambuco, onde as localidades estudadas estão destacadas em azul.....	59
Figura 9 Interpolação espacial com redes neurais	62
Figura 10 Função de ativação da rede do tipo RBF, com $C_j = 0$ e $r_j = 1$	64
Figura 11 Fluxograma de treinamento e validação da rede FBR.....	66
Figura 12 Distribuição de frequência de K_t e χ para Belém.....	69
Figura 13 Distribuição de frequência de K_t e χ para Boa Vista.....	69
Figura 14 Distribuição de frequência de K_t e χ para Petrolina.....	70
Figura 15 Distribuição de frequência de K_t e χ para Salvador.....	70
Figura 16 Distribuição de frequência de K_t e χ para Cuiabá.....	71
Figura 17 Distribuição de frequência de K_t e χ para Porto Alegre.....	71
Figura 18 Autocorrelação e autocorrelação parcial de χ para Belém.....	72
Figura 19 Autocorrelação e autocorrelação parcial de χ para Boa Vista.....	72
Figura 20 Autocorrelação e autocorrelação parcial de χ para Petrolina.....	73
Figura 21 Autocorrelação e autocorrelação parcial de χ para Salvador.....	73

Figura 22	Autocorrelação e autocorrelação parcial de χ para Cuiabá.....	73
Figura 23	Autocorrelação e autocorrelação parcial de χ para Porto alegre.....	74
Figura 24	Séries experimentais e sintéticas de abril a maio em Petrolina.....	77
Figura 25	Séries experimentais e sintéticas de abril a maio em Juazeiro.....	77
Figura 26	Séries sintéticas e experimentais da irradiação para julho de 2005 em Ilha Solteira.....	81
Figura 27	Séries sintéticas e experimentais da irradiação para dezembro de 2005 em ilha Solteira.....	81
Figura 28	Séries sintéticas e experimentais da irradiação para janeiro de 2006 em Pelotas.....	82
Figura 29	Séries sintéticas e experimentais da irradiação para junho de 2006 em Pelotas.....	82
Figura 30	Histogramas das séries geradas e experimentais para janeiro em Ilha Solteira.....	89
Figura 31	Histogramas das séries geradas e experimentais para abril em Ilha Solteira.....	89
Figura 32	Histogramas das séries geradas e experimentais para janeiro em Pelotas.....	90
Figura 33	Histogramas das séries geradas e experimentais para abril em Pelotas...	90
Figura 34	Distribuição acumulada das séries geradas e experimentais para janeiro em Ilha Solteira.....	91
Figura 35	Distribuição acumulada das séries geradas e experimentais para abril em Ilha Solteira.....	92
Figura 36	Distribuição acumulada das séries geradas e experimentais para janeiro em Pelotas.....	92
Figura 37	Distribuição acumulada das séries geradas e experimentais para abril em Pelotas.....	93
Figura 38	Séries diárias experimental e calculadas para o mês de novembro em Arcoverde.....	104
Figura 39	Séries diárias experimental e calculadas para o mês de novembro em Ouricuri.....	104

Figura 40	Series experimentais e calculadas da irradiação solar global diaria para os meses de julho e novembro em Araripina.....	107
Figura 41	Series experimentais e calculadas da irradiação solar global diaria para os meses de julho e novembro em Arcoverde.....	107
Figura 42	Series experimentais e calculadas da irradiação solar global diaria para os meses de julho e novembro em Floresta.....	108
Figura 43	Series experimentais e calculadas da irradiação solar global diaria para os meses de julho e novembro em Ouricuri.....	108
Figura 44	Series experimentais e calculadas da irradiação solar global diaria para os meses de julho e novembro em Petrolina.....	109
Figura 45	Series experimentais e calculadas da irradiação solar global diaria para os meses de julho e novembro em Santa Maria da Boa Vista.....	109
Figura 46	Series experimentais e calculadas da irradiação solar global diaria para os meses de julho e novembro em Serra Talhada	110
Figura 47	Média mensal diária da irradiação solar global para toda a região (junho)	112
Figura 48	Média mensal diária da irradiação solar global para toda a região (novembro).....	112
Figura 49	Séries experimentais e calculadas da irradiação solar global diária para o mês de julho em Araripina	117
Figura 50	Séries experimentais e calculadas da irradiação solar global diária para o mês de novembro em Araripina.....	117
Figura 51	Séries experimentais e calculadas da irradiação solar global diária para o mês de julho em Santa Maria da Boa Vista.....	118
Figura 52	Séries experimentais e calculadas da irradiação solar global diária para o mês de novembro em Santa Maria da Boa Vista.....	118

LISTA DE TABELAS

	Página
Tabela 1 Divisão de K_t em classes de acordo com a faixa de variação e números de meses de dados experimentais considerados.....	35
Tabela 2 Matriz de transição de Markov para $0,40 < \overline{K}_t \leq 0,45$ – Classe 04	35
Tabela 3 Divisão dos estados da matriz MTM, incremento $(K_t \text{ max} - K_t \text{ min}) / 10$	36
Tabela 4 Localização das estações piranométricas cujos dados de irradiação solar diária foram utilizados neste estudo.....	45
Tabela 5 Localidades estudadas utilizando RNA (interpolação temporal).....	47
Tabela 6 Variáveis utilizadas nas localidades do Semi-árido.....	48
Tabela 7 Variáveis utilizadas em Ilha Solteira -SP e Pelotas-RS.....	48
Tabela 8 Conjuntos de treinamento, validação e teste para Petrolina e Juazeiro....	50
Tabela 9 Descrição dos conjuntos utilizados para os dados mensais em Ilha Solteira.....	50
Tabela 10 Descrição dos conjuntos utilizados para os dados mensais em Pelotas...	50
Tabela 11 Arquitetura das redes neurais utilizadas em Ilha Solteira.....	51
Tabela 12 Arquitetura das redes neurais utilizadas em Pelotas.....	51
Tabela 13 Localidades estudadas utilizando RNA (interpolação espacial).....	59
Tabela 14 Descrição dos conjuntos utilizados pelos modelos.....	60
Tabela 15 Descrição dos conjuntos utilizados janeiro a abril.....	61
Tabela 16 Descrição dos conjuntos utilizados maio a agosto.....	61
Tabela 17 Descrição dos conjuntos utilizados setembro a dezembro.....	61
Tabela 18 Arquitetura da RNA do tipo PMC utilizada.....	62
Tabela 19 Coeficiente auto regressivo de primeira ordem (ϕ_1), da variável transformada $\chi(n)$, para localidades brasileiras.....	74
Tabela 20 Resumo das características estatísticas das séries mensais.....	75

Tabela 21	RMSE resultante entre as comparações entre as séries sintéticas e experimentais de Petrolina e Juazeiro.....	78
Tabela 22	Variação do RMSE de acordo com o conjunto de teste para Ilha Solteira.....	79
Tabela 23	Variação do RMSE de acordo com o conjunto de teste para Pelotas.....	79
Tabela 24	RMSE para as séries diárias em lha Solteira.....	84
Tabela 25	RMSE para as séries diárias em Pelotas.....	85
Tabela 26	Variabilidade da irradiação solar diária nas duas localidades.....	86
Tabela 27	Desvios médios para as duas localidades (todo o período).....	87
Tabela 28	Estatísticas descritivas para Ilha Solteira.....	88
Tabela 29	Estatísticas descritivas para Pelotas.....	88
Tabela 30	Características estatísticas dos formatos das séries.....	91
Tabela 31	Coeficiente de autocorrelação parcial de primeira ordem (ϕ_1), média do período.....	93
Tabela 32	Desempenho, isolado, para estimar a irradiação solar durante o mês de janeiro de 2006 em Ilha Solteira (modelo 01).....	95
Tabela 33	Frequência de cada uma das variáveis, nos 30 conjuntos de melhor desempenho, para janeiro de 2006 em Ilha Solteira (modelo 01).....	95
Tabela 34	Desempenho do modelo Md 01P para os meses de janeiro e julho em Ilha Solteira.....	95
Tabela 35	Desempenho, isolado, para estimar a irradiação solar durante o mês de janeiro de 2006 em Ilha Solteira (modelo 02).....	97
Tabela 36	Frequência de cada uma das variáveis, nos 30 conjuntos de melhor desempenho, para janeiro de 2006 em Ilha Solteira (modelo 02).....	97
Tabela 37	Desempenho do modelo Md 02P para os meses de janeiro e julho em Ilha Solteira.....	98
Tabela 38	Comparação dos desempenhos dos modelos parcimoniosos Md 02P, com e sem janelas de tempo para o mês de janeiro em Ilha solteira.....	100
Tabela 39	Principais características estatísticas das séries de K_t	101

Tabela 40	Média diária mensal para o mês de Novembro.....	102
Tabela 41	RMSE, entre os valores experimentais e calculados.....	102
Tabela 42	Coefficiente de autocorrelação parcial de primeira ordem	103
Tabela 43	RMSE, entre os valores experimentais e calculados para os meses de janeiro a junho.....	105
Tabela 44	RMSE, entre os valores experimentais e calculados para os meses de julho a dezembro.....	105
Tabela 45	Coefficiente de autocorrelação de primeira ordem, das séries experimentais e calculadas, para os meses de janeiro a junho.....	106
Tabela 46	Coefficiente de autocorrelação de primeira ordem, das séries experimentais e calculadas, para os meses de julho a dezembro.....	106
Tabela 47	Irradiação média diária mensal das séries experimentais e sintéticas para os meses de janeiro a dezembro.....	111
Tabela 48	Desempenho de cada uma das variáveis meteorológicas, acrescentada ao conjunto base, para estimar a irradiação solar durante o mês de novembro em Ouricuri.....	113
Tabela 49	Frequência das variáveis meteorológicas nos 30 modelos de melhor desempenho para estimar a irradiação solar durante o mês de novembro em Ouricuri.....	114
Tabela 50	RMSE obtidos pelos modelos para julho e novembro em Ouricuri.....	115
Tabela 51	Média mensal diária da irradiação global para julho e novembro em Ouricuri.....	115
Tabela 52	Coefficiente de autocorrelação parcial de primeira ordem (ϕ_1), para julho e novembro em Ouricuri.....	115
Tabela 53	RMSE, obtidos pelos dois modelos de RNA, para julho e novembro em Ouricuri.....	119
Tabela 54	Médias diárias mensais, para julho e novembro em Ouricuri.....	119
Tabela 55	Estimativas de (ϕ_1), para julho e novembro em Ouricuri.....	120

LISTA DE SIGLAS, ABREVIATURAS E SÍMBOLOS

INMET	Instituto Nacional de Meteorologia do Brasil
PRODEEM	Programa de Desenvolvimento Energéticos nos Estados e Municípios
INMG	Instituto Nacional de Meteorologia e Geofísica de Portugal
ARMA	Modelos Auto Regressivos de Médias Móveis
RNA	Redes Neurais Artificiais
MTM	Matrizes de Transição de Markov
PMC	Perceptron de Múltiplas Camadas
FBR	Função de Base Radial
MAPE	Erro Médio Absoluto Percentual
VMR	Variância Média Relativa
RMSE	Raiz do Erro Médio Quadrático
FV	Fotovoltaico
H_h	Radiação diária total, no plano horizontal
H_o	Radiação solar diária extra terrestre , na horizontal
S_d	Número de horas de Sol descoberto por dia
S_{0d}	Número máximo de horas de Sol descoberto por dia , a duração do dia.
N	Tempo decorrido entre o nascer e o por do Sol
K_t	transmitância atmosférica (claridade)
$\overline{K}_t$	valor médio da transmitância atmosférica (claridade)
$K_{t\max}$	transmitância atmosférica máxima (claridade)
$K_{t\min}$	transmitância atmosférica mínima (claridade)
$H(i,t)$	Valor experimental da radiação diária global registrada no t ésimo dia do iésimo ano.

$\mu(t)$	Tendência na média
$\sigma(t)$	Tendência no desvio padrão
$X(i,t)$	Componente estocástica do modelo
$\hat{\mu}(t)$	Estimativa experimental da média
$\hat{\sigma}(t)$	Estimativa experimental do desvio padrão
ρ	Coefficiente de autocorrelação
$F(X)$	Função acumulada de probabilidade
$f(X)$	Função densidade de probabilidade
χ	Variável gaussiana transformada
$Y(i,t)$	Componente residual da série $X(i,t)$
$Z(i,t)$	Série gaussiana transformada
$\text{erf}(Z)$	Função erro gaussiana normal
$U(i,t)$	Componente aleatória da série $Z(i,t)$
A_j	Coefficiente da expansão da série de Fourier, relativo à média
B_j	Coefficiente da expansão da série de Fourier, relativo à média
$S(k)$	Coefficiente da variabilidade da média (expansão da série de Fourier)
D_j	Coefficiente da expansão da série de Fourier, relativo ao desvio padrão
E_j	Coefficiente da expansão da série de Fourier, relativo ao desvio padrão
$\langle \mu \rangle$	Valor médio global da série de $H(i,t)$.
$\langle \sigma \rangle$	Média aritmética do desvio padrão da série de $H(i,t)$.
$SS(k)$	Variância do desvio (expansão da série de Fourier)
f_j	Função que mapeia a transformação de K_t para χ
$g[\chi]$	Função densidade marginal gaussiana

u	Função de distribuição acumulada de χ
v	Função de distribuição acumulada de $K_t \hat{\mu}(t)$
K_t^*	transmitância atmosférica sintética gerada pelo modelo
$F[K_t, \bar{K}_t]$	Função de distribuição acumulada de K_t em função de $\bar{K}_t$
$\sigma_{K_t}^2$	Variância das séries diárias de K_t
g_1	Assimetria das séries diárias de K_t
g_2	Excesso de curtose das séries diárias de K_t
ϕ_τ	Parâmetro auto regressivo do modelo
θ_τ	Parâmetro de média móvel do modelo
AR(1)	Modelo auto regressivo de primeira ordem
ϕ_1	Parâmetro auto regressivo de primeira ordem
x	Vetor de entrada
$\phi_1(x^p)$	Função radialmente simétrica
c_j	Centro da função de ativação da rede FBR
r_j	Raio da função de ativação da rede FBR
k	Neurônio
$y_k(n)$	Sinal de saída do neurônio k
$d_k(n)$	Resposta desejada
$e_k(n)$	Sinal de erro

1 INTRODUÇÃO

A informação sobre o recurso solar é importante para uma diversidade de áreas tecnológicas tais como agricultura, meteorologia, engenharia florestal, recursos hídricos e particularmente para uma tecnologia inovadora como a solar. O desenvolvimento e a difusão ampla dessa tecnologia depende fortemente da economicidade e confiabilidade dos sistemas solares instalados, seja em escala restrita ou ampla. Tais requisitos poderão ser alcançados na medida em que se conheça precisamente o recurso solar disponível localmente, pré-requisito básico para a elaboração de projetos de sistemas solares adequadamente dimensionados.

Neste momento diversos programas visando a indução do uso da tecnologia solar fotovoltaica estão em andamento no Brasil. Dentre os principais programas podemos destacar o PRODEEM (Programa de Desenvolvimento Energéticos nos Estados e Municípios), que integra o programa LUZ PARA TODOS (Ministério de Minas e Energia, 2005), que tem instalado milhares de sistemas de eletrificação rural fotovoltaica em todo o território nacional, em escolas e postos de saúde. Durante a fase de reestruturação do PRODEEM, será feito um diagnóstico das demandas e potencialidades energéticas das comunidades para a futura ampliação do atendimento e estímulo a usos produtivos da energia elétrica, de acordo com as prioridades definidas no programa LUZ PARA TODOS.

No que concerne à tecnologia solar térmica já existe uma indústria relativamente próspera e atuante no setor, que em 1997 já movimentava cerca de US\$ 60.000.000,00 através de 88 empresas e que durante os anos de 2003 e 2004 instalou mais de 600.000 metros quadrados de coletores solar no Brasil (COMCIÊNCIA, 2004).

Em um trabalho realizado por Tiba et al (2001) foi feito um levantamento das informações solarimétricas terrestres existentes no país, além de se identificar as principais falhas e deficiências existentes nos dados disponíveis.

O estudo mostrou que a principal deficiência refere-se à grande escassez de informações solarimétricas, principalmente na escala diária, para a maioria das localidades brasileiras, provavelmente explicada tanto pelos altos custos dos equipamentos utilizados na obtenção desses dados como também pela grande extensão territorial. Para superar este problema, dentre as principais propostas sugeridas pelo trabalho podemos destacar a geração de séries temporais sintéticas da irradiação solar diária, obtidas a partir da utilização de modelos estatísticos propostos para este fim. Tais séries talvez nunca ocorram na realidade, mas refletem as diversas realizações possíveis e possuem as mesmas características estatísticas “macroscópicas” da série histórica tais como, média, variância, coeficiente de autocorrelação, kurtose e assimetria. Assim sendo, o conhecimento dessas séries viabiliza a simulação de sistemas solares submetidos a regime estocástico diário e a avaliação de desempenho dos sistemas solares a longo prazo.

Pelo que antecede, a realização deste trabalho é motivada pela convicção de que é necessário, até imprescindível, atualizar, aprimorar e disponibilizar a base de dados sobre o recurso solar, para impulsionar de maneira sólida a inserção da tecnologia solar no Brasil.

Objetivo da tese

Ampliar o conhecimento, referente à extensão temporal e à distribuição espacial da radiação solar diária no Brasil.

Metas a serem atingidas

a) Verificar a capacidade do modelo proposto por Graham et al (1988), modelo estocástico baseado nos conceitos da cadeia de Markov fundamentado na metodologia ARMA, de reproduzir as principais características estatísticas do processo estocástico gerador das séries experimentais da transmitância atmosférica (K_t), nas localidades brasileiras, que é

definida como a razão entre a irradiação solar diária (H_h), e a irradiação solar diária extra terrestre (H_0), ambas coletadas no plano da horizontal, $K_t = \frac{H_h}{H_0}$.

b) Verificar a viabilidade do uso das redes neurais artificiais na geração de séries sintéticas diárias da irradiação solar, que poderão ser úteis nos procedimentos modernos de simulação e avaliação de sistemas solares.

Descrição da tese

No capítulo um, será apresentada uma revisão bibliográfica dos modelos estatísticos para geração de séries sintéticas da irradiação solar. Os modelos estarão divididos em dois conjuntos conceitualmente distintos: os modelos conceituados na cadeia de Markov e os fundamentados na metodologia das redes neurais artificiais.

O capítulo dois refere-se aos conjuntos de dados utilizados neste estudo, bem como aos procedimentos adotados para geração das séries sintéticas a partir da utilização de dois modelos: o primeiro proposto por Graham et al (1988) que é fundamentado em um processo auto regressivo de médias móveis (ARMA), e outro que utiliza a metodologia das redes neurais artificiais (RNA).

No capítulo três estão descritos os resultados e discussões, relativos às aplicações dos modelos acima para estimar a irradiação solar global diária em localidades brasileiras.

Os capítulos quatro e cinco referem-se às conclusões do estudo e às referências bibliográficas, respectivamente.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A avaliação do desempenho de sistemas solares, tanto no sentido de diagnosticar e melhorar os sistemas existentes como também de dimensionar sistemas em termos da investigação e/ou desenvolvimento começou, historicamente, por ser feita com base em valores médios mensais, baseados nas informações diárias da radiação solar. Porém, em algum momento desse processo evolutivo do desenvolvimento de sistemas solares, ficou comprovado tanto a insuficiência de dados de irradiação solar (baixa cobertura espacial) como também a inadequação do intervalo temporal dos registros de dados. Assim, no sentido de superar as dificuldades impostas pela falta de registros históricos da radiação solar, Angstrom (1924) desenvolveu uma relação empírica que possibilitou a realização de estimativas dos valores médios mensais da radiação solar a partir de dados relativos à duração do brilho solar. A relação empírica, hoje em dia conhecida como correlação de Angstrom, nada mais é do que um modelo linear entre a irradiação solar diária e a duração do brilho solar, ambas médias mensais.

Com a evolução crescente da tecnologia solar e do seu uso, também as metodologias e ferramentas de projeto e dimensionamento se aperfeiçoaram e sofisticaram-se. Por exemplo, hoje em dia os métodos de avaliação de desempenho de sistema utilizam simulação numérica direta a partir de séries meteorológicas em escalas diárias, horárias ou até menores (minutos).

Pesquisas recentes sobre a disponibilidade de informações referentes à irradiação solar, realizadas por Tiba et al (2001), mostram que ainda são bastante escassas as informações sobre irradiação solar diária no Brasil. A situação geral (escassez de informações) perdura, como nos primórdios do desenvolvimento da tecnologia solar, embora em outros níveis.

As estratégias utilizadas no Brasil e no mundo para enfrentar tal situação basicamente foram: consolidar e aumentar o número de estações de medidas, desenvolver e elaborar novos métodos de estimação mediante o uso de outras variáveis meteorológicas mais disponíveis e finalmente a geração de séries sintéticas de irradiação solar. Os altos custos dos equipamentos têm se configurado como fator limitativo do aumento do número de estações de medidas, para uma densidade desejável em um país com a extensão territorial do Brasil. Novos métodos para estimação da radiação solar, como por exemplo, mediante o uso de imagens de satélites têm sido desenvolvidos nas últimas duas décadas e hoje em dia é uma tecnologia madura. Certamente essa tecnologia tem aperfeiçoado de maneira sólida e crescente o conhecimento do recurso solar e ajudado bastante a preencher as lacunas. Finalmente passamos a considerar a terceira alternativa mencionada que é o objeto deste estudo.

O levantamento e a análise de esforços de dezenas de pesquisadores no mundo, engajados na melhora do conhecimento do recurso solar disponível, particularmente da irradiação diária, mediante a sua geração sintética, permite agrupar essas pesquisas em dois grupos conceitualmente distintos: Os modelos baseados nos conceitos da cadeia de Markov e os modelos fundamentados na metodologia das redes neurais artificiais.

2.1 Modelos baseados nos conceitos da cadeia de Markov

Uma cadeia de Markov é um processo em que a probabilidade de estar em um certo estado em um tempo futuro pode depender do estado atual do sistema, mas não dos estados em tempos passados. Em outras palavras, em uma cadeia de Markov, dado o estado atual do sistema, o próximo estado é independente do passado, mas poderá depender do estado presente.

Os modelos baseados nos conceitos da cadeia de Markov podem ser divididos em

duas sub classes: os modelos em que os choques aleatórios, parte não-controlável do modelo normalmente chamada de ruído branco, que fazem evoluir o sistema de um estado ao seguinte são introduzidos explicitamente na equação que calcula o estado a cada instante, denominados modelos Auto-Regressivos de Média Móvel (ARMA) e aqueles em que esses choques são introduzidos implicitamente, via um algoritmo que descreve a evolução de um estado a outro, de acordo com certas probabilidades de transição. Este último método é conhecido como modelo baseado na Matriz de Transição de Markov (MTM).

A metodologia dos modelos do tipo ARMA tem sido aplicada na área de energia solar de duas maneiras: a utilização direta dos modelos tradicionais, o que só é possível quando existe disponibilidade de séries experimentais, ou através de alguns modelos estocásticos apropriados para esta área.

Dentre os trabalhos que utilizam os tradicionais modelos do tipo ARMA pode-se destacar o de Klein (1996), trabalho pioneiro na aplicação da metodologia para geração de seqüências da radiação diária, e o de Kadri (2006), que é uma aplicação recente da metodologia.

Durante o desenvolvimento de modelos do tipo ARMA, para geração de seqüências da radiação diária, Klein constatou que as variações sazonais da radiação diária poderiam ser removidas utilizando a transmitância atmosférica (K_t).

Klein reconheceu porém que a utilização do K_t removia somente parte das tendências sazonais da irradiação solar e portanto o seu modelo tipo ARMA não apresentava resultados satisfatórios. Estes resultados foram decorrentes do fato de que os resíduos de K_t não se comportavam como uma distribuição gaussiana não correlacionada, condição essa necessária à aplicação do método ARMA.

Recentemente o modelo de médias móveis integradas autoregressivas (ARIMA) foi utilizado por Kadri et al (2006) para estimar a irradiação solar diária na localidade de

Tokay, na Turquia.

A partir da utilização de séries experimentais da irradiação solar global diária coletadas durante cinco anos, transformadas previamente para atender os requisitos necessários à aplicação do modelo ARMA, Kadri demonstrou o bom desempenho do modelo ARIMA (0,1,2), para estimar as seqüências da irradiação solar.

Dentre os modelos estocásticos apropriados para a área da energia solar, destacam-se os propostos por Amato et al (1986), Graham et al (1988) e o de Aguiar et al (1998).

Utilizando séries temporais referentes a 20 anos de dados da radiação solar diária provenientes de quatro estações meteorológicas da Itália, Amato et al (1986) apresentaram duas propostas para resolver os problemas referentes às características não gaussianas e de correlação dos resíduos das séries. Na primeira proposta, fundamentados em trabalhos anteriores de Jenkins (1968), Kendall (1976) e Yevjevich (1972), Amato e outros admitiram que a série temporal da radiação era não estacionária apenas em relação à média e à variância, permitindo que uma série sintética discreta pudesse ser gerada através do modelo matemático.

$$H(i,t) = \mu(t) + \sigma(t) \cdot X(i,t) \quad (01)$$

$$t = 1, \dots, w = 365 \quad \text{e} \quad i = 1, \dots, n = 20$$

Em que: $H(i,t)$ é o valor experimental da radiação diária global registrada no t ésimo dia do i ésimo ano.

t é o período básico da série;

n é o número de períodos;

$\mu(t)$ é a tendência na média de $H(i,t)$;

$\sigma(t)$ é a tendência no desvio padrão de $H(i,t)$ e

$X(i,t)$ a série residual.

Após obter as estimativas da média ($\hat{\mu}(t)$) e da variância ($\hat{\sigma}(t)$), a partir dos dados observados, a remoção das tendências pode ser realizada mediante a utilização do

procedimento de padronização, que conduz a uma distribuição de média zero e desvio padrão um, de acordo com a seguinte expressão:

Porém, Amato et al constataram que as séries residuais $X(i,t)$, obtidas a partir da Eq. 02, possuíam uma distribuição não-normal. Para tornar a distribuição dos resíduos normal, sem afetar as características estatísticas do processo foi introduzida a seguinte transformação:

$$\text{erf}(Z) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)}} \int_{-\infty}^x e^{-z^2/2} dx = F(X) \quad (03)$$

A partir da suposição de que $\text{erf}(Z) = F(X)$, (Eq. 03) e do conhecimento da distribuição acumulada de probabilidade $F(X)$, da série residual experimental, foi possível gerar a série referente aos valores da variável gaussiana $Z(i,t)$.

Após a realização das estimativas das séries de $Z(i,t)$, para todas as localidades, os autores admitiram que tais séries poderiam ser descritas como um processo auto regressivo de primeira ordem AR(1).

$$Z(i,t) = \rho Z(i,t-1) + U(i,t) \quad (04)$$

Onde: $t = 1, \dots, w$; $i = 1, \dots, n$ e $\rho = 0,33$ (coeficiente de autocorrelação encontrado para as quatro estações meteorológicas estudadas). $U(i,t)$, uma variável independente que pode ser gerada aleatoriamente a partir de uma distribuição do tipo Normal de média zero e variância ($\sigma^2 = 1 - \rho^2$).

Utilizando a relação de igualdade $\text{erf}(Z) = F(X)$ foi possível estimar os valores correspondentes às séries residuais $X(i,t)$ e finalmente gerar a série sintética da radiação diária global $H(i,t)$, a partir do modelo matemático expresso pela Eq. 01.

Apesar das séries sintéticas, geradas pelo modelo, apresentarem as principais características estatísticas semelhantes às das séries históricas, esta metodologia é pouco parcimoniosa pois requer o conhecimento das séries de $\mu(t)$ e $\sigma(t)$, calculadas a partir dos dados experimentais históricos, o que para aplicações práticas não é aconselhável.

Os autores propuseram uma metodologia alternativa para estimativas de séries sintéticas da irradiação solar a partir da utilização das séries de Fourier para estimar $\mu(t)$ e $\sigma(t)$.

Na segunda parte do estudo apresentado Amato et al (1986), utilizando séries temporais referentes a 20 anos de dados da radiação solar diária provenientes de quatro estações meteorológicas da Itália demonstraram que as médias e os desvios padrões diários de séries temporais da radiação solar podem ser bem explicados por séries de Fourier utilizando um número reduzido de coeficientes.

Após a análise da variabilidade da média e da variância da série histórica, os autores concluíram que a variação da média poderia ser explicada por uma expansão da série de Fourier de primeira ordem, uma vez que a primeira harmônica era muito significativa e explicava mais de 95% da variabilidade total da média $\mu(t)$.

Desta forma, pode-se modelar a média $\hat{\mu}(t)$ utilizando a seguinte expansão de Fourier :

$$\hat{\mu}(t) = \langle \mu \rangle + A_1 \cos\left(\frac{2\pi t}{\omega}\right) + B_1 \sin\left(\frac{2\pi t}{\omega}\right); \quad t=1, \dots, \omega \quad (05)$$

De maneira análoga os autores concluíram que o comportamento da variância poderia ser explicado por uma expansão da série de Fourier de segunda ordem, uma vez que as duas primeiras harmônicas juntas eram capazes de explicar mais de 65% do comportamento da variância.

A variância foi modelada utilizando a expansão de Fourier apresentada a seguir

$$\hat{\sigma}(t) = \langle \sigma \rangle + D_1 \cos\left(\frac{2\pi t}{\omega}\right) + D_2 \cos\left(\frac{4\pi t}{\omega}\right) + E_1 \sin\left(\frac{2\pi t}{\omega}\right) + E_2 \sin\left(\frac{4\pi t}{\omega}\right) \quad (06)$$

Após dois anos dos estudos apresentados em Amato et al (1986), Graham,

Hollands e Unny propuseram um procedimento para geração de valores diários sintéticos da radiação solar, que pode ser utilizado na simulação de sistemas solares requerendo apenas os valores médios da transmitância atmosférica ($\bar{K}_t$) dos 12 meses do ano e o coeficiente auto regressivo de primeira ordem (ϕ_1), de uma variável gaussiana transformada (χ).

Os estudos foram desenvolvidos utilizando dados de radiação coletados durante 10 anos em três localidades canadenses que apresentam grandes diferenças nas características meteorológicas, Vancouver, Swift Current e Toronto.

Graham et al (1988) apresentaram um modelo estocástico apropriado para a radiação solar diária, fundamentado na metodologia ARMA descrita por Box e Jenkins (1970). O modelo admite a incorporação da distribuição de probabilidade mensal de K_t para uma localidade específica. Deste modo, os valores sintéticos da série diária da radiação são reproduzidos com a variação mensal correta e com uma distribuição de probabilidade não gaussiana para K_t ao mesmo tempo em que são mantidos os relacionamentos seriais estocásticos entre os eventos diários.

Para executar estas tarefas o procedimento estocástico foi construído não para o domínio de K_t , mas para uma variável gaussiana (χ) que foi obtida com o objetivo de realizar um mapeamento preciso entre a distribuição de K_t e o domínio gaussiano.

Considerando que o mapeamento entre χ e K_t deve garantir que suas respectivas probabilidades marginais sejam preservadas, a existência de uma função $g(\chi)$ que denota a densidade marginal gaussiana e a função densidade de probabilidade de K_t ($f(K_t)$), os autores concluíram que se u representa a probabilidade acumulada de χ , então:

$$u = \int_{-\infty}^{\chi} g(t) dt = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)}} \int_{-\infty}^{\chi} e^{-t^2/2} dt = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf}^* \left(\frac{\chi}{\sqrt{2}} \right) \right] \quad (07)$$

Onde:
$$\text{erf}^*(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_x^{+\infty} e^{-x^2/2} dx \quad (08)$$

Do mesmo modo se $F(K_t)$ representa a probabilidade acumulada de K_t

$$F(K_t) = \int_{K_{t \min}}^{K_t} f(K_t) dK_t \quad (09)$$

Considerando que as variáveis transformadas pelas distribuições acima sempre produzem uma nova variável que possui uma distribuição de probabilidade do tipo uniforme no intervalo (0,1), (BLAKE, 1979; FRAZER, 1976), e admitindo que u e $F(K_t)$ possuem a mesma distribuição pôde-se igualar a Eq. (07) com a Eq. (09).

$$\frac{1}{2} \left[1 + \text{erf}^*\left(\frac{\chi}{\sqrt{2}}\right) \right] = F(K_t) \quad (10)$$

E, finalmente, pôde-se chegar a seguinte função de transformação:

$$\chi = \sqrt{2} \text{erf}^{*-1} [2F(K_t) - 1] \quad (11)$$

A nova utilização da função erro, representada pela função de transformação (Eq. 11) requer apenas o conhecimento prévio de $F(K_t)$, que pode ser determinada a partir das séries experimentais ou a partir dos modelos analíticos, (fundamentados no $\overline{K_t}$), propostos por Bendt et al (1981), Hollands et al (1982) e para o Brasil, Siqueira et al (2004). Após comprovar a hipótese da normalidade dos resultados obtidos para χ , os autores realizaram o estudo dos três passos básicos para aplicação do modelo ARMA, identificação do modelo adequado, estimação dos números de ordem (p e q) e checagem do diagnóstico.

Os estudos dos modelos estocásticos construídos para séries anuais de $\chi(n)$, indicaram que estas poderiam ser representadas por um modelo auto regressivo AR(1), da seguinte forma :

$$\chi(n) = \phi_1 \chi(n-1) + w_n \quad (12)$$

Onde a componente aleatória W_n é uma variável com função distribuição de probabilidade do tipo Normal com média zero e variância governada por ϕ_1 de acordo com a expressão:

$$\sigma_w^2 = \phi_1^2 \quad (13)$$

Portanto, a partir da determinação do coeficiente auto regressivo de primeira ordem (ϕ_1), da variável transformada χ , a série de $\chi(n)$ poderia ser gerada.

Considerando que os resultados obtidos em pesquisas anteriores, realizadas com dados da Inglaterra, Estados Unidos e Itália, se assemelhavam aos encontrados nos seus estudos, Graham et al (1988) propuseram um modelo universal que necessita apenas dos valores médios da transmitância atmosférica ($\bar{K}_t$) como entrada, uma vez que ϕ_1 é fixado em 0,29, correspondente ao valor médio das estimativas.

A proposta foi motivada pelo fato de que apesar das localidades acima apresentarem grandes diferenças climatológicas em relação às canadenses, os valores estimados para ϕ_1 se assemelhavam aos obtidos para Vancouver, Swift Current e Toronto.

O modelamento estocástico proposto parecia vantajoso em relação aos demais modelos, pois, uma vez conhecido o coeficiente auto regressivo da série esta pode ser descrita de forma precisa requerendo um único parâmetro. O valor médio mensal da transmitância atmosférica ($\bar{K}_t$) local, poderia ser utilizado em localidades com grandes diferenças nas características meteorológicas. Apesar da facilidade apresentada anteriormente, a correta utilização desse modelo apresenta dificuldades decorrentes da exigência do conhecimento prévio do coeficiente auto regressivo de primeira ordem da série (ϕ_1), que é local (SIQUEIRA et al, 2005), e da necessidade do monitoramento da geração de séries atípicas provocadas pelos choques aleatórios introduzidos no modelo por intermédio dos termos auto regressivos, que podem provocar desvios, por vezes consideráveis, das séries sintéticas em relação as propriedades estatísticas das séries experimentais (Aguiar, 1996).

Com relação aos modelos fundamentados na Matriz de Transição de Markov

(MTM) nesta revisão bibliográfica, será analisado o procedimento apresentado em Aguiar et al (1988) utilizado para geração de valores diários sintéticos da radiação solar. A metodologia reduz significativamente as dificuldades da utilização dos modelos anteriores que requer além do mapeamento gaussiano o conhecimento prévio do coeficiente auto regressivo de primeira ordem da variável transformada $\chi(n)$, que normalmente apresenta fortes características locais e sazonais (SIQUEIRA et al, 2005).

Aguiar et al (1988) propuseram uma metodologia de natureza diferente que consistiu na elaboração de uma matriz, construída com um amplo conjunto de dados experimentais que incorporam as seguintes características: mantém a correlação observada entre valores de irradiação de dias adjacentes e para cada classe de K_t , construída para n intervalos iguais (estados) e está associada uma probabilidade de transição de um dado estado para um outro estado qualquer.

Construiu-se a distribuição de freqüência de K_t com os valores experimentais agrupados em 10 classes. Apesar do número de classes ser arbitrário, verificou-se experimentalmente que com 10 classes as séries geradas apresentam características estatísticas semelhantes às reais (AGUIAR et al, 1988).

As hipóteses mencionadas acima para a construção da MTM foram fundamentadas em duas suposições. A primeira, proposta em Bartolli et al (1977), que considera a existência de uma correlação significativa apenas entre valores de radiação para poucos dias consecutivos e a segunda, apresentada em Olseth e Skartveit (1984), afirma que a probabilidade de ocorrência dos valores diários da irradiação é a mesma para os meses com o mesmo valor médio da transmitância atmosférica ($\bar{K}_t$).

Admitindo-se que para cada valor correspondente a uma classe de $\bar{K}_t$ existe apenas uma matriz correspondente, foi construída a matriz quadrada $P(n \times n)$ chamada matriz de transição de Markov (MTM).

$$P = \begin{bmatrix} P_{00} & P_{01} & P_{02} & P_{03} & \dots & P_{0n} \\ P_{10} & P_{11} & P_{12} & P_{13} & \dots & P_{1n} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & & \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & & \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & & \\ P_{n0} & P_{n1} & P_{n2} & P_{n3} & \dots & P_{nn} \end{bmatrix}$$

Com relação a matriz P deve-se observar que cada elemento (P_{ij}) representa a probabilidade de transição do estado i para o estado subsequente j e que a i -ésima linha de P representa a distribuição de probabilidade de transição a partir do estado inicial i .

A partir do fato de que o valor da radiação precisa estar em um dos possíveis estados no próximo dia, faz-se necessário que para cada linha seja obedecida a condição abaixo.

$$2 \sum_{j=0}^9 P_{ij} = 1 \quad i = 0,1,2, \dots, 9 \quad (14)$$

Onde i representa o índice da linha e j o índice da coluna

Analisando os dados obtidos pelo Instituto Nacional de Meteorologia e Geofísica de Portugal - INMG, coletados durante 300 meses em 09 estações meteorológicas localizadas em Portugal (03), Ilha de Açores(01), Ilha da Madeira(01), Moçambique(01), França (02) e Macau (01), Os autores agruparam os dados de todos os meses em 10 classes, de acordo com os valores de $\overline{K_t}$, obtendo 10 matrizes MTM de dimensão (10x10) que poderiam ser utilizadas como uma biblioteca para geração das séries sintéticas dos valores diários da radiação solar. A seguir, Tabela 1, estão representadas as classes de K_t consideradas no estudo além do respectivo número de meses de dados experimentais considerados.

Tabela 1: Divisão de K_t em classes de acordo com a faixa de variação e números de meses de dados experimentais considerados.

Classe	Faixa de variação de $\bar{K}_t$	Nº meses
01	$\bar{K}_t \leq 0,30$	10
02	$0,30 < \bar{K}_t \leq 0,35$	4
03	$0,35 < \bar{K}_t \leq 0,40$	29
04	$0,40 < \bar{K}_t \leq 0,45$	46
05	$0,45 < \bar{K}_t \leq 0,50$	51
06	$0,50 < \bar{K}_t \leq 0,55$	63
07	$0,55 < \bar{K}_t \leq 0,60$	53
08	$0,60 < \bar{K}_t \leq 0,65$	18
09	$0,65 < \bar{K}_t \leq 0,70$	17
10	$\bar{K}_t > 0,70$	19

A geração das séries sintéticas

Para facilitar a compreensão, o procedimento de Aguiar é exemplificado para um caso particular: uma determinada localidade possui um $\bar{K}_t = 0,435$ para o mês de janeiro, período para o qual se pretende gerar a série. Consultando as MTM de Aguiar, é verificado que a MTM correspondente é a classe 4, mostrada na Tabela 2.

Tabela 2: Matriz de transição de Markov para $0,40 < \bar{K}_t \leq 0,45$ – Classe 04

0,167	0,067	0,167	0,000	0,083	0,125	0,000	0,125	0,000
0,117	0,117	0,150	0,117	0,083	0,117	0,200	0,017	0,017
0,049	0,085	0,134	0,158	0,098	0,110	0,134	0,061	0,037
0,039	0,090	0,141	0,141	0,167	0,141	0,090	0,039	0,013
0,009	0,139	0,074	0,093	0,194	0,139	0,167	0,074	0,019
0,036	0,018	0,117	0,099	0,144	0,180	0,180	0,072	0,036
0,000	0,046	0,061	0,061	0,136	0,159	0,273	0,098	0,000
0,016	0,056	0,080	0,128	0,104	0,080	0,160	0,136	0,032
0,011	0,053	0,021	0,043	0,128	0,096	0,074	0,277	0,074
0,000	0,074	0,037	0,000	0,074	0,074	0,074	0,333	0,259

O valor inicial da série ($K_t(0)$), normalmente adotado, corresponde ao $\bar{K}_t$ do mês anterior, no caso o de dezembro cujo valor é 0,452. Com o auxílio da Tabela 3, que mostra para cada estado os valores limites, é possível identificar o estado inicial correspondente, que para o exemplo trata-se do estado 5.

Tabela 3: Divisão dos estados da matriz MTM, incremento $(K_{t \max} - K_{t \min}) / 10$

Estado	$K_{t \min}$	$K_{t \max}$
0	0,052	0,122
1	0,122	0,192
2	0,192	0,262
3	0,262	0,332
4	0,332	0,402
5	0,402	0,472
6	0,472	0,542
7	0,542	0,612
8	0,612	0,682
9	0,682	0,753

A seguir é gerado um número aleatório com distribuição de probabilidade do tipo uniforme, cujos valores se limitam entre 0 e 1, 0,25 por exemplo. Para determinar em qual estado K_t estará no dia seguinte ($K_t(1)$) deve-se somar os valores de $P_{50}, P_{51}, \dots, P_{5j}$, da MTM representada na Tabela 2, até que a soma ultrapasse 0,25. No caso em questão o resultado será: $P_{50} + P_{51} + P_{52} + P_{53} = 0,271 > 0,25$.

Para determinar o valor de ($K_t(1)$) deve-se atribuir a esta variável o valor médio correspondente ao novo estado ($j=3$), no caso 0,30 que corresponde ao valor médio da quarta linha da Tabela 3.

O procedimento será repetido para o terceiro dia tomando $i=3$ como estado inicial e da mesma forma para toda a seqüência.

A abordagem proposta pelos autores apresenta a vantagem de que uma vez conhecida uma biblioteca das matrizes de transição de Markov (por hipótese muito ampla, portanto universal), é possível a aplicação do modelo independentemente da localidade ou da época do ano, conhecendo apenas a média mensal da transmitância atmosférica ($\bar{K}_t$).

Apesar da vantagem acima o modelo não supera a dificuldade configurada pela necessidade de monitoração da geração de séries atípicas, inerentes aos modelos possuidores da componente aleatória (Aguiar, 1996).

2.2 Modelos fundamentados na metodologia das redes neurais artificiais.

Conceitos Iniciais

A rede neural artificial (RNA) é um processador constituído de unidades de processamento simples, dispostas paralelamente, que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para uso. Ela se assemelha ao cérebro pois, além do conhecimento ser adquirido a partir do seu ambiente através de um processo de aprendizagem, as forças de conexões entre os neurônios, conhecidas como pesos sinápticos são utilizadas para armazenar este conhecimento (HAYKIN, 1994).

Ultimamente as RNA têm sido aceitas como uma tecnologia alternativa para a análise de problemas de engenharia de grande complexidade e imprecisamente definidos. As RNA mimetizam o aprendizado do cérebro humano e operam sem a necessidade de informações detalhadas sobre o sistema. Elas aprendem as inter relações entre os parâmetros de entrada e variáveis através de dados registrados previamente. Desse modo, as redes neurais artificiais possibilitam a aproximação de qualquer função contínua inclusive, não lineares e ainda podem generalizar os resultados obtidos para dados desconhecidos, ou seja, produzir respostas coerentes e apropriadas para padrões ou exemplos que não foram utilizados em seu treinamento (HAYKIN, 1994).

A utilização de RNA para estimar as séries diárias da irradiação solar pode ser fundamentada a partir das seguintes considerações: a) Robustez, devido a sua capacidade de manejar bem as seqüências temporais da irradiação solar com falhas (é freqüente a ocorrência de falhas na seqüência temporal); b) O sistema climático no qual está inserido a irradiação solar é complexo, imprecisamente definido e tem muitos parâmetros físicos inter relacionados; c) Existe uma quantidade muito grande de informações meteorológicas, em nível espacial e temporal rotineiramente medidas em estações meteorológicas.

Os estudos referentes à aplicação da metodologia das RNA, para geração das séries

sintéticas da irradiação solar estão agrupados de acordo com duas abordagens distintas: trabalhos que realizam a interpolação espacial mediante a utilização de dados referentes a várias localidades situadas dentro de uma determinada região e uma segunda abordagem onde estão agrupados os trabalhos que realizam a interpolação temporal baseada no conhecimento da correlação existente entre a irradiação solar e outras variáveis meteorológicas, medidas simultaneamente.

2.2.1 Interpolação espacial

Nesta abordagem a rede é treinada com dados referentes a uma localidade e graças a sua capacidade de generalização realiza estimativas para outra localidade dentro de uma determinada região, a partir do conhecimento da correlação existente entre a irradiação solar e outras variáveis meteorológicas. São exemplos dessa abordagem os trabalhos apresentados por Alawi e Al-Hinai (1998), Mohandes et al (2000), Atsu et al (2002), Adnan et al (2004) e Mellit et al (2005), desenvolvidos para estimar os valores da irradiação solar diária total, média mensal incidente em uma superfície horizontal.

Al-Alawi e Al-Hinai (1998) utilizaram a metodologia das redes neurais artificiais para analisar o relacionamento entre a irradiação global média mensal e outras variáveis meteorológicas medidas no período de 1987 a 1992 em seis estações meteorológicas distribuídas no território de Oman. Os autores usaram uma rede do tipo Perceptron de Múltiplas Camadas (PMC), para estimar a irradiação global mensal, a partir da utilização de valores médios mensais das seguintes variáveis meteorológicas como dados de entrada: pressão atmosférica, temperatura, umidade relativa do ar, velocidade do vento e duração do brilho solar. Os resultados obtidos demonstraram que a rede poderia ser utilizada para a interpolação espacial de outras 10 localidades de Oman com um erro percentual médio de 7,3%.

Mohandes et al (2000), compararam os desempenhos das redes RNA tipo função de base radial (FBR) e Perceptron de Múltiplas Camadas (PMC) com um modelo modificado da regressão empírica de Angstron proposto por Rietveld (1978), no caso da estimativa dos valores globais diários médios mensais da irradiação solar incidente em uma superfície horizontal em localidades da Arábia Saudita. Os dados experimentais, provenientes de 41 estações distribuídas sobre o território da Arábia Saudita e com medidas de um período de 10 anos, foram divididos em dois conjuntos: o primeiro, de treinamento, contendo medições de 31 estações e o segundo, utilizado para teste de desempenho da rede formado pelos dados das 10 localidades remanescentes. Foram utilizadas como entrada as seguintes variáveis: latitude, longitude, altitude, duração do brilho solar e o número indicativo do mês. Na comparação dos resultados, verificou-se um melhor desempenho para a RNA do tipo FBR pois, esta apresentou um erro médio absoluto percentual de 10,1% enquanto a rede do tipo PMC e o modelo de Rietveld apresentaram erros percentuais médios de 12,6% e 11,3% respectivamente.

Atsu et al (2002), utilizando o mesmo procedimento de Mohandes, encontraram resultados semelhantes para oito localidades de Oman distribuídas em um território cuja latitude varia entre 17° 02' N a 24° 28' N e a longitude varia entre 55° 11' E e 59° 28' E.

Adnan et al (2004) além das variáveis utilizadas por Mohandes et al (2000), utilizaram adicionalmente a temperatura média do ar como variável de entrada para treinar uma RNA do tipo PMC com o objetivo de estimar valores médios mensais da irradiação solar. As estimativas foram fundamentadas em dados experimentais, coletados durante os anos de 2000 a 2002, em 17 estações meteorológicas espalhadas em uma faixa de latitude de 36°N a 42°N localizada na Turquia. Os resultados desse estudo apresentaram um bom desempenho com valor máximo para o erro médio absoluto percentual de 6,7%.

Mellit et al (2005) desenvolveu um modelo híbrido que pode ser usado para

predizer a irradiação solar global diária combinando as metodologias de Redes Neurais Artificiais (RNA), sugerida em Mohandes et al (2000), com as fundamentadas nas Matrizes de Transição de Markov (MTM), apresentada em Aguiar et al (1988). Uma RNA, do tipo PMC, foi utilizada para gerar a média mensal da transmitância atmosférica da radiação solar ($\overline{K_t}$), que serviram como entradas para as MTM, obtidas a partir dos dados experimentais da Argélia, permitindo a sua desagregação em valores diários.

Durante a fase de treinamento da RNA foram utilizados dados, referentes à transmitância atmosférica (K_t) média mensal da irradiação solar, de 60 estações meteorológicas da Argélia, medidas no período de 1991 a 2000. A arquitetura da RNA que obteve melhores resultados foi a composta de três neurônios na camada de entrada (latitude, longitude e altitude) e 12 neurônios na camada de saída (radiação solar média em cada mês).

Os resultados obtidos indicaram que o modelo pode ser utilizado para estimar valores diários da radiação solar em localidades da Argélia utilizando como entrada apenas a latitude, a longitude e a altitude, pois os valores preditos para o erro médio quadrático (RMSE) foram inferiores a 8%.

2.2.2 Interpolação temporal

No caso da interpolação temporal, a aprendizagem da correlação existente entre a irradiação solar e algumas variáveis meteorológicas é feita pela inserção de parte dos dados experimentais de uma localidade, a outra parte dos dados é utilizada para a realização das estimativas. A sua aplicabilidade em uma estação meteorológica é evidente no caso de uma falha do sensor para medida da irradiação solar (piranômetro) e a necessidade de preenchimento dessa lacuna na série temporal diária, por exemplo. São exemplos dessa abordagem os trabalhos desenvolvidos por Hontoria et al (2002) e por Reddy e Ranjan (2003), para a estimação da irradiação solar em escala horária, por Tymvios et al (2005), em escala

diária e Al-Alawi e Al-Hinai (1998), em escala mensal.

Hontoria et al (2002) propuseram o desenvolvimento de um procedimento para estimar séries sintéticas da irradiação horária, utilizando conjuntamente RNA e os princípios de processo estocástico propostos em Aguiar e Collares-Pereira (1992) e em Graham et al (1982).

Durante as fases de treinamento e validação das redes foram utilizados dados experimentais coletados entre os anos de 1977 a 1984 em uma faixa de latitude que varia de 36° 66'N a 43° 35'N em 7 localidades da Espanha.

A construção dos valores da série temporal foi baseada na decomposição da transmitância atmosférica horária (K_t) em duas componentes, a componente determinística e a componente aleatória, expressa da seguinte forma:

$$K_t = K_{tm} + \alpha \quad (15)$$

Onde k_{tm} é a componente determinística e α a componente aleatória.

A geração da componente determinística foi feita com uma RNA do tipo Perceptron de Múltiplas Camadas (PMC) utilizando como dados de entrada os valores referentes à distância (dias) entre o dia a ser gerado e o dia com valor máximo na distribuição anual de K_t , o número de ordem da hora, a transmitância atmosférica diária (K_t), além dos três valores da transmitância atmosférica horários anteriores a que está sendo considerado. No caso da geração da componente aleatória os autores utilizaram duas redes do tipo PMC; uma para estimar o desvio padrão da componente aleatória e outra para estimar o coeficiente de autocorrelação da série temporal horária. Os parâmetros de entrada para essas duas redes foram o número de ordem da hora e a transmitância atmosférica diária (K_t). Após a determinação do coeficiente de autocorrelação horária de primeira ordem e do desvio padrão a componente aleatória foi modelada seguindo um modelo ARMA (AGUIAR e COLLARES-PEREIRA, 1992). Os resultados obtidos com esse modelamento apresentaram uma ligeira

melhoria quando comparados com os obtidos pelos modelos clássicos propostos por Collares et al (1992) e por Graham et al (1982).

Reddy e Ranjan (2003) utilizaram uma RNA do tipo PMC para estimar valores horários da irradiação solar em localidades da Índia. A RNA foi treinada com as seguintes variáveis de entrada: latitude, longitude, mês, hora, temperatura do ar, velocidade do vento, umidade relativa do ar e índice de precipitação pluvial. Os dados experimentais eram provenientes de cinco localidades do Norte da Índia e de seis localidades da região Sul da Índia, sub-divididos de acordo com as estações do ano : verão, inverno e estação chuvosa. Os dados foram coletados durante 280 horas para cada estação do ano (Norte da Índia) e 336 horas para cada estação do ano (Sul da Índia). Verificou-se que as RNA apresentaram um bom desempenho para Nova Delhi (norte da Índia) e Mangalore (Sul da Índia) com desvio médio absoluto relativo de 2,98%; 2,24% e 4,07% (inverno, verão e estação chuvosa) 2,64%; 2,37% e 3,84% (inverno, verão e estação chuvosa), respectivamente.

Tymvios et al (2005) desenvolveram uma RNA do tipo PMC com o objetivo de estimar valores diários da irradiação solar para localidades situadas na região de Nicosia-Chipre, utilizando os seguintes parâmetros de entrada: duração do brilho solar (experimental), duração do brilho solar (teórica), índice indicativo do mês e a temperatura máxima diária. As medidas utilizadas foram feitas no período de 1986 a 1992. Durante o estudo foram analisadas cinco arquiteturas distintas de redes do tipo PMC, e conclui-se que a arquitetura de melhor desempenho é constituída de duas camadas ocultas e das seguintes variáveis de entrada: duração do brilho solar (experimental), duração do brilho solar (teórica) e a temperatura máxima diária. O desempenho desta RNA foi muito bom e verificou-se que o mesmo apresentou um ajuste aos dados experimentais com desvio médio de -0,12% e desvio médio quadrático de 5,7%. Para essa mesma situação a regressão clássica de Angstrom com dados de irradiação solar diária e duração do brilho solar diária produziu um desvio médio de

-1,17% e desvio médio quadrático de 10,42%.

Al-Alawi e Al-Hinai (1998) utilizaram a metodologia das redes neurais artificiais para analisar o relacionamento entre a irradiação global média mensal e outras variáveis meteorológicas medidas no período de 1987 a 1992 em Seeb, no território de Oman. Os autores usaram uma rede do tipo Perceptron de Múltiplas Camadas (PMC) e as seguintes variáveis meteorológicas como dados de entrada: pressão atmosférica, temperatura, umidade relativa do ar, velocidade do vento e duração do brilho solar. Os resultados obtidos demonstraram que a rede poderia ser utilizada para a estimativa da irradiação solar mensal com um erro percentual médio de 5,43%.

Pelo que antecede verifica-se que o tema da utilização RNA na estimativa da irradiação solar ainda é recente e de forma resumida constata-se;

- A estimativa da irradiação solar via RNA na interpolação espacial foi estudada somente em escala mensal e;
- A estimativa da irradiação solar via RNA na interpolação temporal, em escala diária, foi estudada somente por Tymvios et al (2005) em uma localidade isolada do Chipre.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo serão apresentadas as bases de dados e as metodologias utilizadas para geração de séries sintéticas da irradiação solar global diária.

As séries foram obtidas a partir da utilização de duas metodologias conceitualmente distintas: a primeira, baseada nos conceitos da cadeia de Markov, representada pelo modelo proposto por Graham et al (1988), e uma segunda fundamentada nas redes neurais artificiais.

Considerações sobre a utilização dos modelos fundamentados na cadeia de Markov

Apesar da eficiência comprovada da utilização dos tradicionais modelos do tipo ARMA na previsão de séries temporais, inclusive aplicados na área da energia solar por Klein (1976), Brinkswort (1977), Paasen (1981), Excell (1981), Vergara–Dominguez (1985), Kadri (2006), dentre outros, a dificuldade inerente à escassez de séries experimentais da irradiação solar diária, requisito básico à aplicação deste tipo de modelo, tem motivado a utilização de modelos que permitem a geração das séries sintéticas a partir da utilização de medidas estatísticas representativas, a média mensal e o coeficiente de autocorrelação de primeira, ordem por exemplo.

A característica pouco parcimoniosa dos modelos do tipo ARMA, que requer o conhecimento de séries experimentais inviabilizando algumas aplicações práticas, também foi verificada para o modelo de Amato (1986). Pois, neste modelo a variância e a média são estimadas a partir de séries experimentais.

No caso do modelo proposto por Aguiar et al (1998), cujas entradas correspondem a uma biblioteca universal das matrizes de transição de Markov e o valor médio mensal da transmitância atmosférica ($\bar{K}_t$), a sua eficiência na geração de séries sintéticas da

transmitância atmosférica (K_t) diária, em localidades brasileiras, foi comprovada por Macagnan (1989), e tem sido utilizada em trabalhos recentes, como por exemplo os apresentados por Tiba et al (2001) e Oliveira (2002).

Portanto, dentre os modelos apresentados na revisão bibliográfica, verificou-se a viabilidade da aplicação do modelo proposto por Graham et al (1988), que utiliza como entrada o valor médio da transmitância atmosférica ($\bar{K}_t$) e coeficiente auto regressivo de primeira ordem (ϕ_1), correspondente às séries diárias da variável transformada χ .

3.1 O modelo proposto por Graham (1988)

3.1.1 A base de dados

Os dados da irradiação solar diária considerados, foram medidos com piranômetros Eppley modelo B&W, pelo Instituto Nacional de Meteorologia do Brasil – INMET. O banco de dados contém informações de seis localidades brasileiras com grandes diferenças climáticas situadas em regiões tropicais e inter tropicais, com latitudes variando desde 1° 27' S até 30° 01' S e longitude variando de 38° 31' W a 60° 39' W, Tabela 4.

Tabela 4 - Localização das estações piranométricas cujos dados de irradiação solar diária foram utilizados neste estudo.

Localidade	Altitude (m)	Latitude	Longitude	Período
Belém	4,80	1° 27' S	48° 28' W	1978-1987
Boa Vista	90,00	2° 49' S	60° 39' W	1980-1989
Petrolina	370,46	9° 23' S	40° 30' W	1978-1989
Salvador	21,41	13° 00' S	38° 31' W	1978-1989
Cuiabá	178,87	15° 33' S	56° 07' W	1978-1989
Porto Alegre	46,97	30° 01' S	51° 13' W	1978-1990

Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia do Brasil – INMET.

3.1.2 A modelagem ARMA

Durante a aplicação do modelo proposto por Grahan et al (1988), comprovou-se a adequação do modelo auto regressivo de primeira ordem AR (1) para explicar a variabilidade das séries temporais diárias da variável transformada χ em localidades brasileiras. A comprovação foi realizada a partir das atividades descritas no diagrama representado na Figura 1.

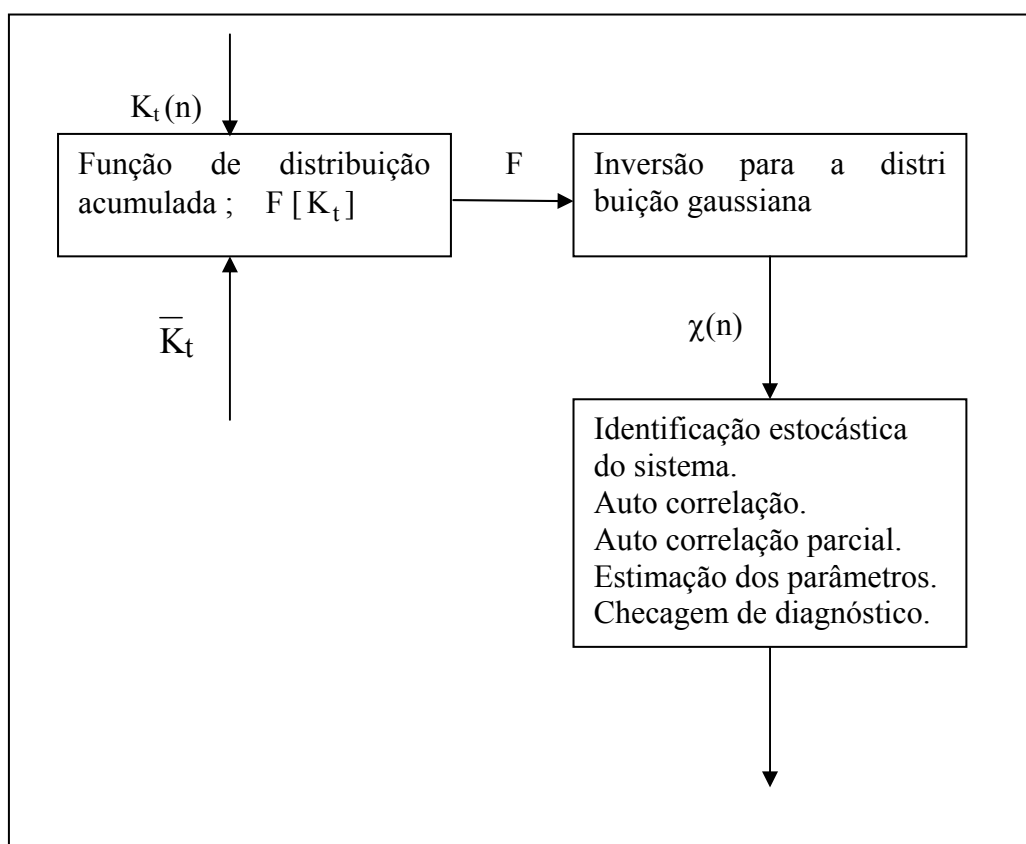


Figura 1: Etapas da modelagem ARMA

A partir do conhecimento da função de distribuição acumulada das séries diárias de K_t ($F[K_t]$), que pode ser estimada a partir dos dados experimentais ou utilizando as expressões propostas por Hollands and Hugett (1983), Bendt (1981) ou ainda as desenvolvidas por Saunier (1987), que necessitam apenas dos valores de $\bar{K}_t$ como dados de entrada, foi possível realizar a etapa de transformação da série diária de K_t para a série diária de χ ,

variável transformada de distribuição gaussiana. Esta etapa foi realizada de acordo com os procedimentos propostos em Graham et al (1988), estudados no capítulo 1 deste trabalho. Com o auxílio das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial, foi possível identificar o modelo auto regressivo de médias móveis (ARMA) capaz de explicar a variabilidade das séries temporais diárias da variável transformada χ em localidades brasileiras.

As demais etapas de implementação do modelo foram desenvolvidas com o auxílio dos softwares MATLAB (inversão da distribuição gaussiana e checagem de diagnósticos) e MINITAB (Identificação estocástica do sistema, autocorrelação, autocorrelação parcial).

3.2 Modelos de redes neurais artificiais (RNA)

A utilização das RNA, para geração de séries sintéticas da irradiação solar global diária, foi realizada a partir de duas abordagens distintas, interpolação temporal e interpolação espacial.

3.2.1 RNA - Interpolação temporal

A base de dados

As estimativas foram realizadas para 4 localidades brasileiras, cujas características dos dados estão representados na Tabela 5.

Tabela 5 - Localidades estudadas utilizando RNA (interpolação temporal).

Localidade	Altitude (m)	Latitude	Longitude	Período
Juazeiro-BA	368,00	09° 24'S	40° 26'W	2003-2005
Petrolina-PE	376,00	09° 09'S	40° 22'W	2003-2005
Ilha Solteira-SP	0,00	20° 25'S	51° 21'W	2000-2005
Pelotas-RS	17,00	31° 52'S	52° 21'W	1998-2006

Os dados relativos às localidades do Semi-árido (Juazeiro e Petrolina) foram

coletados pela EMBRAPA - Empresa Brasileira de Pesquisas Agropecuárias, os de Ilha Solteira pelo Departamento de Fitossanidade, Engenharia Rural e Solos da Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira – UNESP, e os de Pelotas pela estação agro-climatológica de Pelotas, operada através do convênio EMBRAPA / UFPel / INMET.

As variáveis utilizadas para a realização das estimativas da irradiação solar diária global nas localidades estudadas, estão apresentadas nas Tabelas 6 e 7.

Tabela 6: variáveis utilizadas nas localidades do Semi-árido

Juazeiro-BA	Petrolina-PE
Temperaturas (°C): máxima, mínima e média	Temperaturas (°C):máxima, mínima e média
Umidade relativa do ar (%)	Umidade relativa do ar (%)
Duração do brilho solar (h)	Duração do brilho solar (h)
Velocidade do vento (Km/dia)	Velocidade do vento (Km/dia)
Precipitação pluvial (mm)	Precipitação pluvial (mm)
Irradiação solar diária global (Ly)	Irradiação solar diária global (Ly)

Tabela 7: variáveis utilizadas em Ilha Solteira -SP e Pelotas-RS.

Ilha Solteira	Pelotas-RS
Temperaturas (°C): máxima, mínima e média	Temperaturas (°C):Máxima, mínima e média
Umidades (%):máxima, mínima e média	Umidade relativa do ar (%)
Duração do brilho solar (h)	Duração do brilho solar (h)
Velocidade do vento (m/s)	Velocidade do vento (m/s)
Precipitação pluvial (mm)	Precipitação pluvial (mm)
Irradiação solar diária global (MJ/m ²)	Irradiação solar diária global (MJ/m ²)
	Evaporação (mm)

Com relação aos instrumentos utilizados, deve-se se destacar que as medidas relativas à duração do brilho solar foram obtidas com um heliógrafo da Campbell-Stokes, em todas as quatro localidades, e as da irradiação solar com actinógrafo Fuess-841 (Juazeiro e Petrolina) e LI-200X da LI-COR (Ilha Solteira e Pelotas).

Conjuntos de treinamento, validação e teste

Localidades do Semi- árido

Após a etapa de filtragem os conjuntos de dados de Juazeiro e Petrolina foram divididos em três subconjuntos, utilizados nas etapas de treinamento validação e teste das

redes neurais, Tabela 8.

Tabela 8: Conjuntos de treinamento, validação e teste para Petrolina e Juazeiro

Treinamento	Validação	Teste
Janeiro e Fevereiro	Março	Abril
Fevereiro e Março	Abril	Maio
Março e Abril	Maio	Junho
Abril e Maio	Junho	Julho
Maio e Junho	Julho	Agosto
Junho e Julho	Agosto	Setembro
Julho e Agosto	Setembro	Outubro
Agosto e Setembro	Outubro	Novembro
Setembro e Outubro	Novembro	Dezembro

Localidades de Ilha Solteira -SP e Pelotas-RS

Nas Tabelas 9 e 10, estão representados os conjuntos utilizados durante as etapas de treinamento, validação e teste, nas localidades de Ilha Solteira e Pelotas, respectivamente.

Tabela 9: Descrição dos conjuntos utilizados para os dados mensais em Ilha Solteira.

Mês	Conjunto de treinamento	Conjunto de validação	Conjunto de teste
Janeiro	janeiro 01 e janeiro 03	janeiro 04	janeiro 05
Fevereiro	fevereiro 03	fevereiro 04	fevereiro 05
Março	março 00 e março 03	março 04	março 05
Abril	abril 00 e abril 03	abril 04	abril 05
Maio	maio 00 e maio 03	maio 04	maio 05
Junho	junho 00 e junho 03	junho 04	junho 05
Julho	julho 00, julho 01 e julho 03	julho 04	julho 05
Agosto	agosto 00 e agosto 03	agosto 04	agosto 05
Setembro	setembro 00 e setembro 03	setembro 04	setembro 05
Outubro	outubro 00 e outubro 03	outubro 04	outubro 05
Novembro	novembro 00 e novembro 03	novembro 04	novembro 05
Dezembro	dezembro 00 e dezembro 03	dezembro 04	dezembro 05

Tabela 10: Descrição dos conjuntos utilizados para os dados mensais em Pelotas.

Mês	Conjunto de treinamento	Conjunto de validação	Conjunto de teste
Janeiro	jan 98 a jan 04	jan05	jan06
Fevereiro	fev98 a fev00 e fev02 a fev04	fev05	fev06
Março	mar98 a mar04	mar05	mar06
Abril	abr98 a abr04	abr05	abr06
Maio	mai98 a mai04	mai04	mai06
Junho	jun98 a jun04	jun04	jun06

Nas Tabelas 11 e 12 estão representadas as arquiteturas utilizadas pelos dois modelos de RNA.

Tabela 11: Arquitetura das redes neurais utilizadas em Ilha Solteira.

Camadas	Modelo 01	Modelo 02
Entrada	(12 Neurônios)	(11 Neurônios)
	temperaturas: máxima, mínima e média umidades: máxima, mínima e média irradiação global diária velocidade do vento precipitação pluvial duração do brilho solar (experimental) amplitude da temperatura duração do brilho solar (teórica)	temperaturas: máxima, mínima e média umidades: máxima, mínima e média irradiação global diária velocidade do vento precipitação pluvial amplitude da temperatura duração do brilho solar (teórica)
Oculto	03 neurônios para fevereiro, 09 para julho e 06 demais meses.	03 neurônios para fevereiro, 09 para julho e 06 demais meses.
Saída	(01 Neurônio) irradiação global diária (estimada)	(01 Neurônio) irradiação global diária (estimada)

Tabela 12: Arquitetura das redes neurais utilizadas em Pelotas.

Camadas	Modelo 01	Modelo 02
Entrada	(11 Neurônios)	(10 Neurônios)
	temperaturas: máxima, mínima e média evaporação umidade relativa irradiação global diária velocidade do vento precipitação pluvial duração do brilho solar (experimental) amplitude da temperatura duração do brilho solar (teórica)	temperaturas: máxima, mínima e média evaporação umidade relativa irradiação global diária velocidade do vento precipitação pluvial amplitude da temperatura duração do brilho solar (teórica)
Oculto	20 neurônios para fevereiro, e 25 para os demais meses.	20 neurônios para fevereiro, e 25 para os demais meses.
Saída	(01 Neurônio) irradiação global diária (estimada)	(01 Neurônio) irradiação global diária (estimada)

Conforme pode ser visto nas Tabelas 11 e 12, a diferença entre os dois modelos é que o modelo 02 não utiliza a duração do brilho solar experimental (insolação), permitindo a geração de séries sintéticas da irradiação solar global diária em localidades onde esta variável não é disponibilizada.

A metodologia da interpolação temporal

A interpolação temporal consiste em propiciar que a rede aprenda as correlações existentes entre algumas variáveis meteorológicas medidas simultaneamente e portanto pertencentes às séries referentes a um mesmo período de tempo, e com isso capte a influência de cada uma delas na variável alvo (no caso a irradiação solar diária). Essa metodologia foi utilizada para a geração sintética da série temporal local mediante o uso de redes neurais conhecidas como Perceptron de Múltiplas Camadas (PMC) conforme o diagrama, referente a interpolação temporal, mostrado na Figura 2.

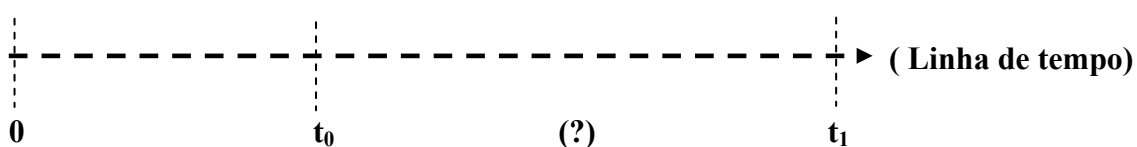


Figura 2: Interpolação temporal com redes neurais

No caso acima, a rede neural PMC será treinada no intervalo de tempo $(0; t_0)$ considerando as variáveis meteorológicas utilizadas como entrada, normalmente mais disponíveis. A irradiação solar diária será interpolada temporalmente no intervalo t_0 a t_1 , por exemplo.

3.2.1.1 Redes Neurais do tipo Perceptron de Múltiplas Camadas (PMC)

Uma rede PMC tem os seus neurônios (unidades de processamento de informação) organizados em camadas sem conexões laterais e os sinais de entrada se propagam de trás para frente através da rede que é treinada por um algoritmo de retro-propagação. A seguir estão representados o diagrama de bloco do modelo de um neurônio típico, que forma a base para o projeto das redes neurais artificiais, e a estrutura deste tipo de rede, Figuras 3 e 4

respectivamente (HAYKIN,2004).

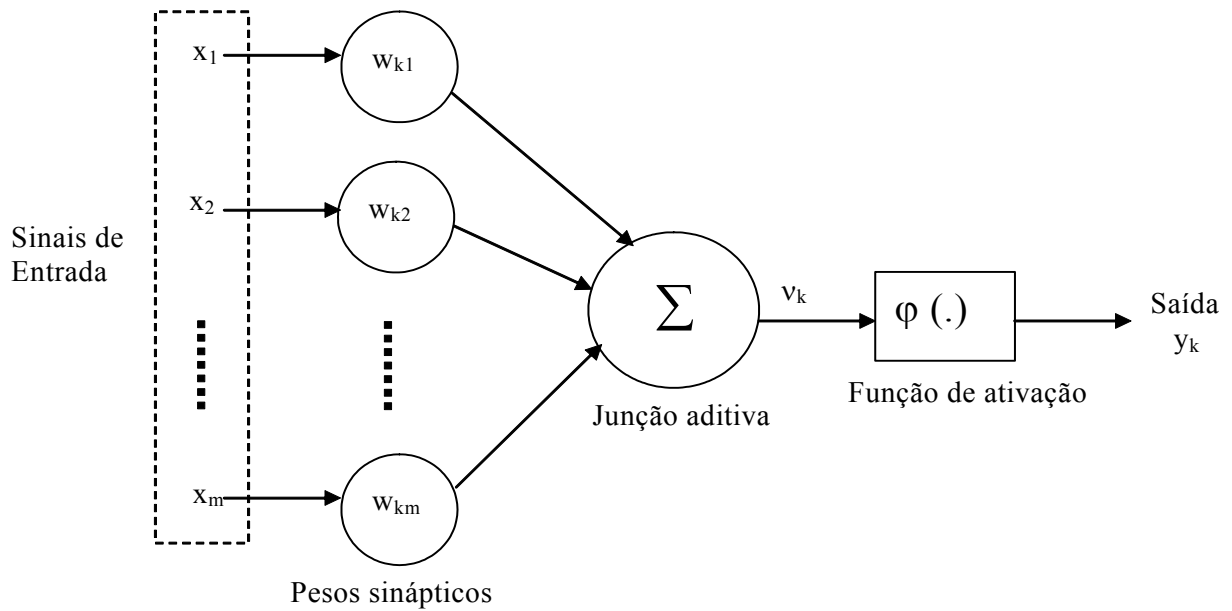


Figura 3: Modelo do neurônio típico com propagação de sinal de trás para frente.

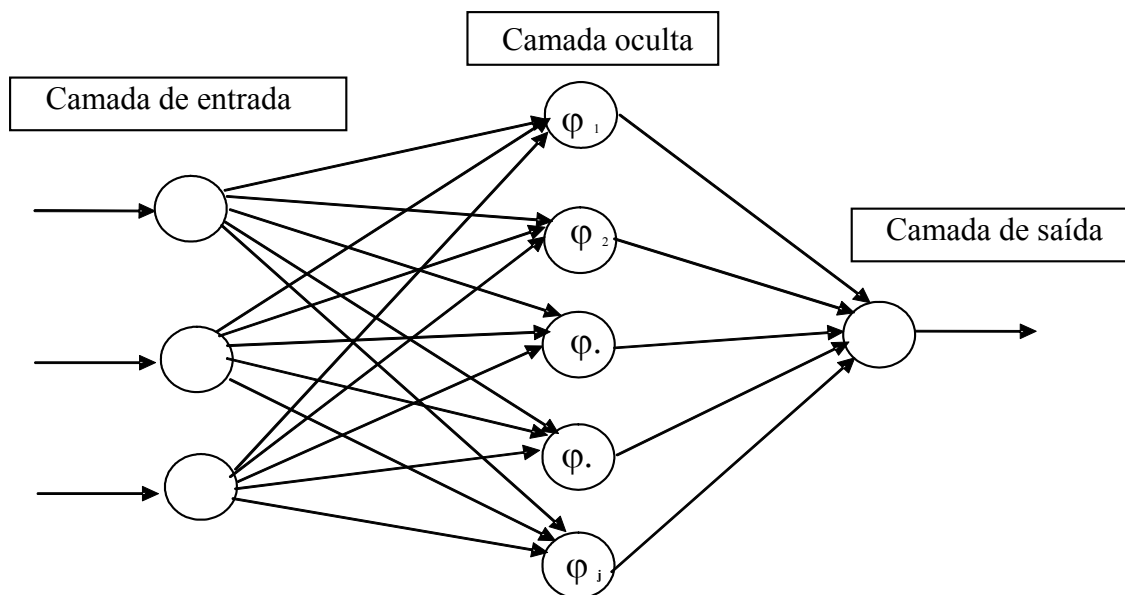


Figura 4: Rede Neural PMC (Perceptron de Múltiplas Camadas).

A partir da Figura 3 pode-se identificar três elementos básicos do modelo neuronal: o modelo do neurônio representado por um conjunto de sinapses ou elos de conexões (cada uma caracterizada por um peso ou força própria), um somador para os sinais de entrada (ponderados pelas respectivas sinapses do neurônio) e uma função de ativação (responsável pela restrição da amplitude da saída de um neurônio).

Nas redes neurais do tipo PMC, Figura 4, a ativação dos neurônios nas camadas oculta e de saída é dada pela função de ativação não linear (φ) que descreve a relação funcional de entrada saída da não linearidade associada ao neurônio j . A função de ativação do tipo sigmóide (Eq. 16) é definida como uma função estritamente crescente, Figura 5, que exibe um balanceamento adequado entre o comportamento linear e não linear.

$$\varphi(v) = \left[\frac{1}{1 + \exp(-av)} \right] \quad a > 0 \quad \text{e} \quad -\infty < v < +\infty \quad (16)$$

Onde v é o campo local induzido do neurônio, produto entre a saída do neurônio e o respectivo peso sináptico, e a é o parâmetro de inclinação.

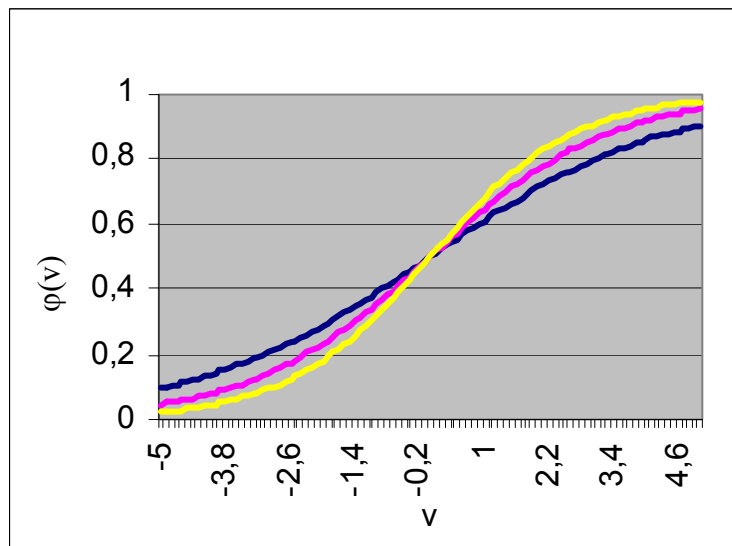


Figura 5: Função de ativação do tipo da rede PMC para três valores de a : 0,45 (azul), 0,60 (vermelho) e 0,75 (amarelo).

Na Figura 5 se verifica o caráter estritamente crescente da função de ativação, cuja inclinação foi alterada de acordo com a variação do parâmetro a .

Na Figura 6 está representado o diagrama de bloco de uma rede PMC com um único neurônio na camada de saída, treinada segundo o paradigma da aprendizagem supervisionada.

Neste tipo de rede o neurônio k é acionado por um vetor de estado $X(n)$ produzido pela camada de neurônios ocultos, que é, por sua vez acionada por um vetor de entrada (estímulo) aplicado à camada de entrada da rede neural.

O argumento n representa o instante de tempo discreto envolvido no ajuste dos pesos sinápticos do neurônio k . O sinal de saída do neurônio k é representado por $y_k(n)$. Este sinal é comparado com uma resposta desejada, representada por $d_k(n)$, produzindo um sinal de erro $e_k(n)$ que aciona um mecanismo de controle, cujo propósito é aplicar uma sequência de ajustes corretivos aos pesos sinápticos do neurônio k .

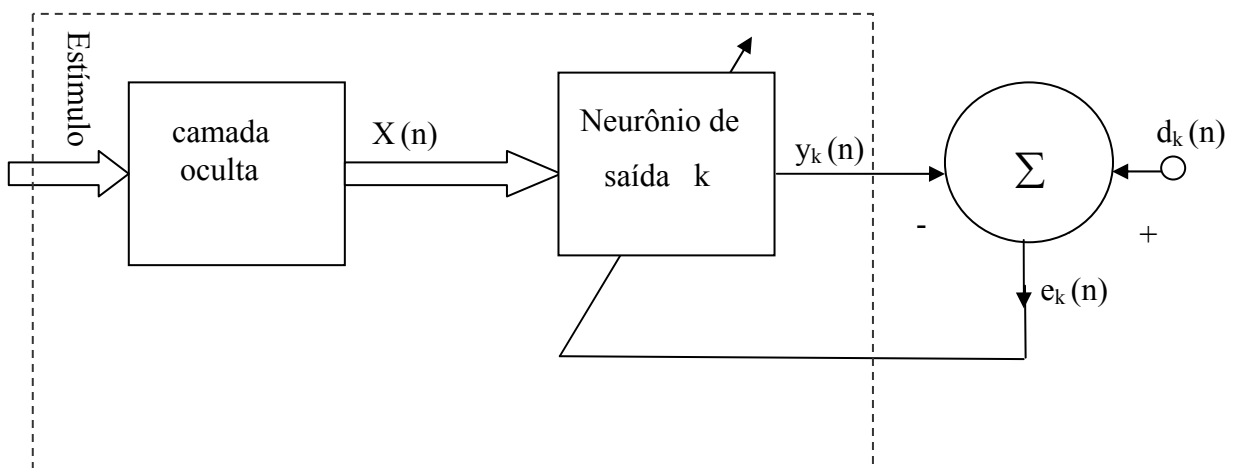


Figura 6: Diagrama de uma rede PMC treinada com a aprendizagem supervisionada.

A configuração da rede: PMC

A configuração da rede neural tipo PMC foi feita considerando os seguintes critérios e procedimentos:

1- Número de Neurônios na camada de entrada

A quantidade de neurônios na camada de entrada será definida pelo número de variáveis utilizadas durante a fase de treinamento.

2 - Número de camadas ocultas.

No presente estudo serão utilizadas redes com apenas uma camada oculta.

3 - Número de neurônios na camada oculta.

Com relação ao número de neurônios nas camadas escondidas, deve-se ter cuidado para não utilizar nem unidades demais, o que pode levar a rede a memorizar os dados de treinamento (overfitting), ao invés de extrair as características gerais que permitirão a generalização, nem um número muito pequeno, que pode forçar a rede a gastar tempo em excesso tentando encontrar uma representação ótima.

O número de neurônios, na camada oculta, será definido como dez vezes menor que o número de exemplos disponíveis para treinamento (LABORATÓRIO DE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL DA UFRJ, 2006).

4 - Número de neurônios na camada de saída

A camada de saída da rede conterá apenas um neurônio, unidade responsável pela estimativa do valor referente à irradiação solar diária.

5 - Taxa de Aprendizado

A taxa de aprendizado tem grande influência durante o processo de treinamento da rede neural. Uma taxa de aprendizado muito baixa torna o aprendizado da rede muito lento, ao passo que uma taxa de aprendizado muito alta provoca oscilações no treinamento e impede a convergência do processo de aprendizado.

No caso da utilização de um conjunto de validação durante a fase de treinamento será utilizada uma taxa de aprendizagem, definida empiricamente, em torno de 0,01.

6 - Dinâmica de treinamento

Durante o treinamento foi utilizada a abordagem do tipo por padrão (on-line ou incremental) onde os pesos são atualizados após a apresentação de cada exemplo de treinamento.

A abordagem por padrão é geralmente mais rápida que a abordagem por ciclo, principalmente se o conjunto de treinamento for grande e redundante. Uma outra vantagem desta técnica é que ela requer menos memória.

Durante esta fase o conjunto de padrões foi dividido em três grupos: treinamento propriamente dito, validação e teste. Cada conjunto de padrões apresentado teve seu desempenho testado com respeito aos três grupos.

7 - Critérios de Parada do Treinamento

Durante a realização dos estudos foram usados dois procedimentos para determinação da parada do treinamento da rede, conforme descrição abaixo:

7.1- Redução de Erro

Consiste em encerrar o treinamento após a ocorrência de um número pré-determinado de ciclos, sem que ocorra a redução do erro médio quadrático. Vale lembrar que um erro médio quadrático muito pequeno não implica necessariamente numa boa generalização.

7.2 - Validação

O outro critério de parada utilizado é o da validação, nesta técnica o treinamento é interrompido a cada determinado número de ciclos e é realizada uma estimativa de erro da rede sobre o conjunto de dados de teste. A partir do momento em que o erro medido no conjunto de teste apresentar crescimento, o treinamento é encerrado. O que se deseja com esta técnica é descobrir o momento exato em que a rede começa a perder generalização.

A rede neural PMC foi implementada mediante a construção de um programa desenvolvido na linguagem C++ com interface no ambiente C++Builder da Borland®. Os

blocos principais do programa são: treinamento com o algoritmo de retro-propagação (com algumas variações desta com realimentação), validação e estimação dos valores médios diários da irradiação solar.

O fluxograma dessa rede está representado na Figura 7.

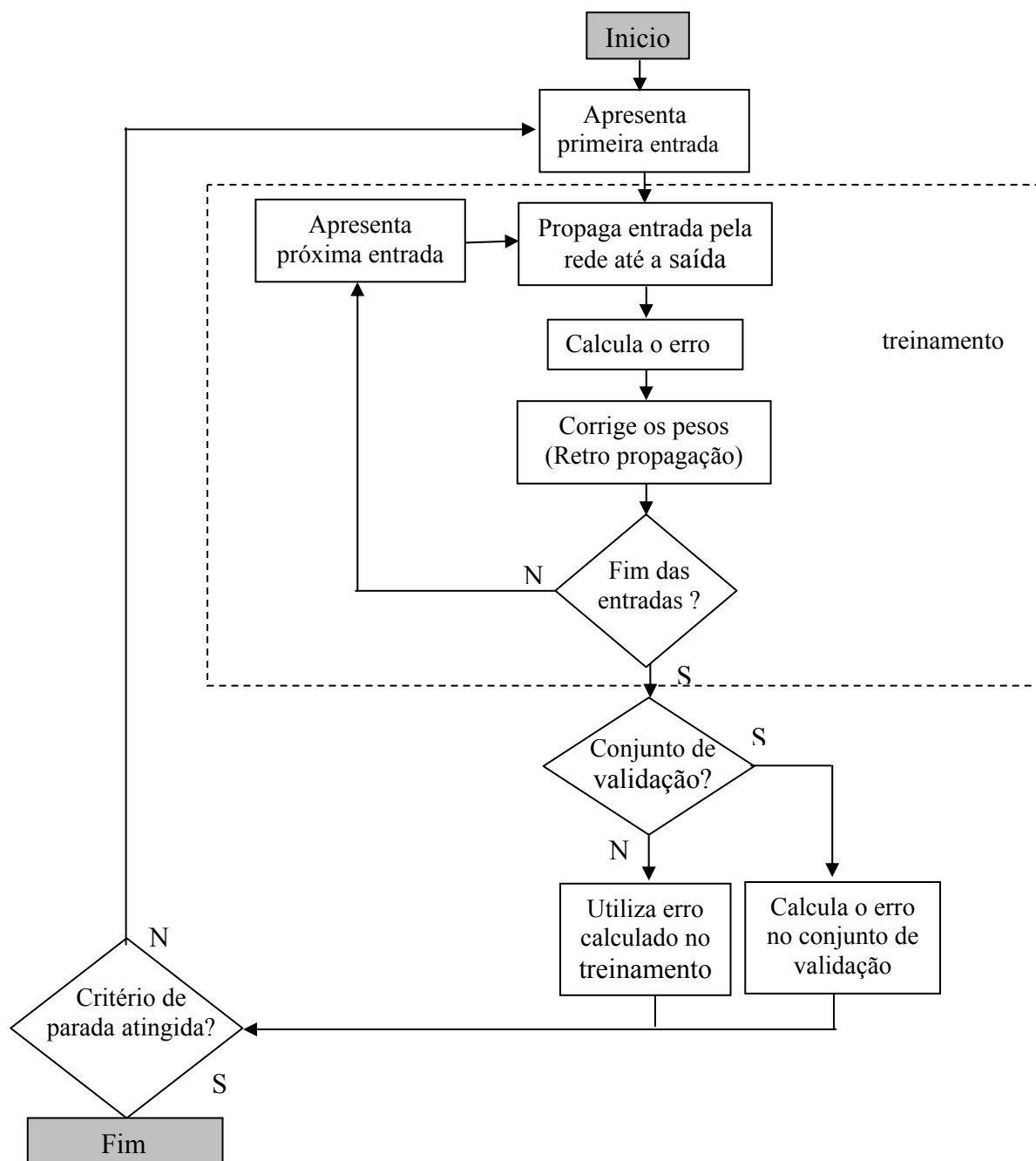


Figura 7: Fluxograma de treinamento e validação da rede PMC.

Conforme pode ser visto no fluxograma, após a fase de treinamento, com os pesos já corrigidos, poderá ser apresentado à rede um conjunto de validação que permitirá o monitoramento do erro gerado a partir desta nova série, evitando que a rede se especialize nos dados de treinamento, o que diminuiria a sua capacidade de generalização.

Após a criação da rede neural, o treinamento pode ser realizado através da seleção dos parâmetros iniciais (taxa de aprendizagem, e condição de parada).

O sistema permitirá que o treinamento seja interrompido e retomado a qualquer momento para uma verificação do desempenho da rede com outros arquivos de dados ou modificação dos parâmetros de treinamento.

No sentido de dinamizar a geração de séries sintéticas o sistema foi desenvolvido de forma a permitir que ao final da etapa de treinamento a rede possa ser salva para utilizações posteriores.

3.2.2 RNA - Interpolação espacial

A base de dados

Os dados foram coletados durante os 12 meses, entre os anos de 2000 e 2006, pelo CPTEC - Centro de Previsão do Tempo e Estudos Climáticos do Brasil, em sete localidades do Sertão de Pernambuco, Tabela 13 e Figura 8. O conjunto refere-se às séries temporais medidas simultaneamente das seguintes variáveis meteorológicas diárias: irradiação solar global diária ($\text{MJ/m}^2\text{dia}$), medida com um piranômetro da LI-COR, precipitação pluvial (mm) e temperaturas máxima, e mínima do ar ($^{\circ}\text{C}$). Para a composição do conjunto de entrada da RNA utilizou-se ainda, as seguintes variáveis geográficas: latitude (graus), longitude (graus) e altitude (m).

Tabela 13 - Localidades estudadas utilizando RNA (interpolação espacial).

Localidade	Latitude	Longitude	Altitude (m)	Período
Araripina	7° 57' S	40° 50' W	622	2000 a 2006
Arcoverde	8° 42' S	37° 05' W	663	2000 a 2006
Floresta	8° 60' S	38° 57' W	316	2000 a 2006
Ouricuri	7° 88' S	40° 08' W	451	2000 a 2006
Petrolina	9° 15' S	40° 38' W	376	2000 a 2006
S.M.B.Vista	8° 80' S	39° 82' W	361	2000 a 2006
S.Talhada	7° 99' S	38° 29' W	429	2000 a 2006

Fonte: CPTEC - Centro de Previsão do Tempo e Estudos Climáticos do Brasil



Figura. 8: Mapa do estado de Pernambuco, onde as localidades estudadas estão destacadas em azul.

Desempenhos de RNA, PMC e RBF na interpolação espacial

Durante o uso da abordagem espacial, inicialmente, foram comparados os desempenhos de dois tipos de RNA para estimar a irradiação solar global diária. Durante os testes foram utilizadas redes, dos tipos PMC e FBR, compostas por 8 neurônios na camada de entrada (correspondentes às variáveis geográficas e meteorológicas correlacionadas com a irradiação solar), dez neurônios na camada oculta (quantidade definida em função do tamanho do conjunto de treinamento) e um neurônio na camada de saída (responsável pela estimativa da irradiação solar diária).

O conjunto de entrada refere-se às séries temporais medidas simultaneamente das seguintes variáveis meteorológicas diárias: irradiação global diária incidente em uma superfície horizontal ($\text{MJ}/\text{m}^2\text{dia}$), medida com um piranômetro da LI-COR, precipitação pluvial (mm), temperaturas máxima, e mínima ($^{\circ}\text{C}$) e a amplitude térmica diária. Para a composição do conjunto de entrada da RNA utilizou-se ainda, as seguintes variáveis geográficas: latitude (graus), longitude (graus) e altitude (m).

Considerando o período de incidência máxima de irradiação solar na região, foram analisadas as estimativas correspondentes às séries da irradiação solar diária relativas ao mês de novembro nas sete localidades, dividindo-se o conjunto de dados mensais em dois subconjuntos: treinamento, e teste conforme a Tabela 14.

Tabela 14: Descrição dos conjuntos utilizados pelos modelos.

Localidade	Teste (Novembro)
Araripina	2003 a 2006
Arcoverde	2002 a 2004
Floresta	2002 a 2003
Ouricuri	2003 e 2005 a 2006
Petrolina	2005 a 2006
S.M.B.Vista	2002 a 2005
S.Talhada	2001 a 2002

Interpolação espacial da irradiação solar diária, mediante RNA do tipo PMC, em localidades do Sertão de Pernambuco

Após a etapa de filtragem dos dados, quando restaram 292 meses, o conjunto de dados mensais resultante foi dividido em dois subconjuntos: treinamento, e teste. O conjunto de treinamento para cada localidade foi composto pelos dados do referido mês nas demais localidades e os de teste conforme as Tabelas 15 a 17.

Tabela 15: Descrição dos conjuntos utilizados janeiro a abril.

localidade	Teste	Teste	Teste	Teste
	Janeiro	Fevereiro	Março	Abril
Araripina	2000 e 2002 a 2005	2000 e 2002 a 2005	2001 e 2003 a 2006	2000; 2002; 2004 e 2005
Arcoverde	2000 a 2005	2000 a 2005	2001 a 2005	2000 e 2002 a 2006
Floresta	2003 e 2005	2005	2003 a 2006	2003 e 2006
Ouricuri	2003 e 2004	2003 e 2004 e 2006	2004 a 2005	2003 e 2006
Petrolina	2002	2005	2002 e 2005	2002
S.M.B.Vista	2003 a 2005	2003 a 2006	2003 e 2005 a 2006	2003; 2005 e 2006
S.Talhada	2002 a 2003	2002 a 2004	2003 e 2006	2003 e 2004

Tabela 16: Descrição dos conjuntos utilizados maio a agosto.

localidade	Teste	Teste	Teste	Teste
	Maio	Junho	Julho	Agosto
Araripina	2002; 2003 e 2005	2001 e 2004	2001 a 2002 e 2005 a 2006	2000; 2002 a 2004 e 2006
Arcoverde	2000 a 2003 e 2005 a 2006	2000; 2001 e 2005	2000 e 2002 a 2004 e 2006	2000; 2002, e 2004 a 2006
Floresta	2002 a 2006	2003 a 2006	2002 a 2004	2002 a 2005
Ouricuri	2002 a 2006	2003 e 2006	2002 a 2006	2003 a 2005
Petrolina	2005 e 2006	2006	2001 a 2002 e 2005 a 2006	2000; 2002 e 2005 a 2006
S.M.B.Vista	2003; 2004 e 2006	2002 e 2004 a 2005	2002 e 2003 e 2005	2002 a 2004
S.Talhada	2003 e 2006	2001 a 2004 e 2006	2001 a 2003 e 2006	2002 a 2006

Tabela 17: Descrição dos conjuntos utilizados setembro a dezembro.

localidade	Teste	Teste	Teste	Teste
	Setembro	Outubro	Novembro	Dezembro
Araripina	2000 a 2006	2001 a 2003 e 2005 a 2006	2003 a 2006	2001 a 2006
Arcoverde	2000 a 2006	2000 a 2004 e 2006	2002 a 2004	2000 a 2002 e 2004 a 2006
Floresta	2002 a 2005	2002 e 2003	2002; 2003	2002 a 2006
Ouricuri	2002 a 2004 e 2006	2002; 2003; 2005 e 2006	2003; 2005; 2006	2002 a 2003 e 2005 a 2006
Petrolina	2002 e 2005	2005 a 2006	2005; 2006	2001 e 2005 a 2006
S.M.B.Vista	2002 a 2004	2003 a 2005	2002 a 2005	2002 a 2006
S.Talhada	2001 a 2003	2001 a 2003	2001; 2002	2001 a 2003

Na Tabela 18, está representada a arquitetura utilizada pelo modelo de RNA desenvolvido durante a realização do presente estudo.

Tabela 18: Arquitetura da RNA do tipo PMC utilizada

Camadas	Número de Neurônios
Entrada	(7 Neurônios)
	Latitude Longitude Altitude Irradiação global diária Precipitação pluvial Temperaturas: máxima e mínima Amplitude térmica
Ocultas	(30 Neurônios)
Saída	(1 Neurônio)
	Irradiação global diária (estimada)

A metodologia da interpolação espacial

Nesta abordagem foram avaliados os desempenhos de RNA do tipo PMC, já definidas anteriormente, e RNA do tipo (FBR), para estimar a irradiação solar global diária.

No caso da interpolação espacial as variáveis meteorológicas são conhecidas simultaneamente (mesmo período de medição) nas localidades A, B, C, D, E J e X, todas contidas numa região espacial delimitada pela elipse mostrada na Figura 9. Na localidade alvo X são conhecidas todas as variáveis meteorológicas, exceto a irradiação solar diária.

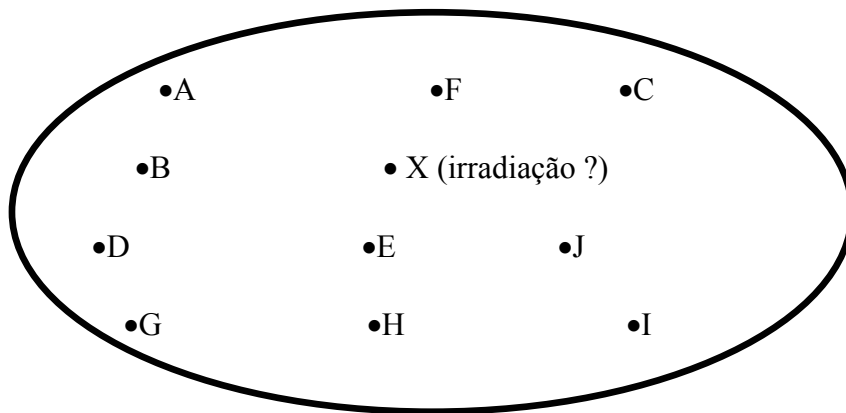


Figura 9: Interpolação espacial com redes neurais

As redes neurais serão utilizadas para realização de estimativas dos valores médios

diários da irradiação solar incidente em uma superfície horizontal de uma localidade X utilizando um método de interpolação semelhante ao apresentado em Mohandes et al (2000), onde as estimativas foram realizadas a partir da análise de dados de várias localidades situadas dentro de uma determinada vizinhança. As redes neurais são treinadas nas localidades de A a J e a interpolação espacial foi feita para a localidade X.

Com relação aos modelos de RNA utilizados na interpolação espacial, o modelo das redes do tipo PMC já foi apresentado na abordagem anterior e o modelo FBR será descrito a seguir.

3.2.2.5 Redes Neurais de Função de Base Radial (FBR)

Da mesma forma que as redes PMC, as redes do tipo FBR são consideradas aproximadoras universais, supervisionadas e treinadas pelo algoritmo de retro propagação. Porém quanto a diferenças na arquitetura podem-se destacar os seguintes aspectos:

1. O argumento da função de ativação de cada unidade oculta em uma rede FBR calcula a norma (distância) euclidiana entre o vetor de entrada e o centro daquela unidade. Enquanto isso a função de ativação em cada unidade oculta da PMC calcula o produto interno do vetor de entrada pelo vetor do peso sináptico daquela unidade.
2. A rede PMC constrói uma aproximação global de um mapeamento entrada-saída não linear. Por outro lado a rede FBR, utilizando não linearidades localizadas com decaimento exponencial constrói aproximações locais, nas quais as unidades que recebem entradas diretamente da entrada do sistema estão habilitadas a ver apenas parte destas.

A saída da rede do tipo FBR é representada por um somatório linear de uma função de base que possui a seguinte forma:

$$y_k(x^p) = \sum_{j=1}^m w_{kj} \phi_j(x^p) \quad (17)$$

onde $\phi_j(x^p)$ é uma função simétrica com o formato semelhante ao de uma gaussiana, Figura 10, definida pela posição do centro C_j e pelo raio r_j , expressa por :

$$\phi_j(x^p) = \exp \left[\frac{-(x^p - c_j)^2}{2r_j^2} \right] \quad (18)$$

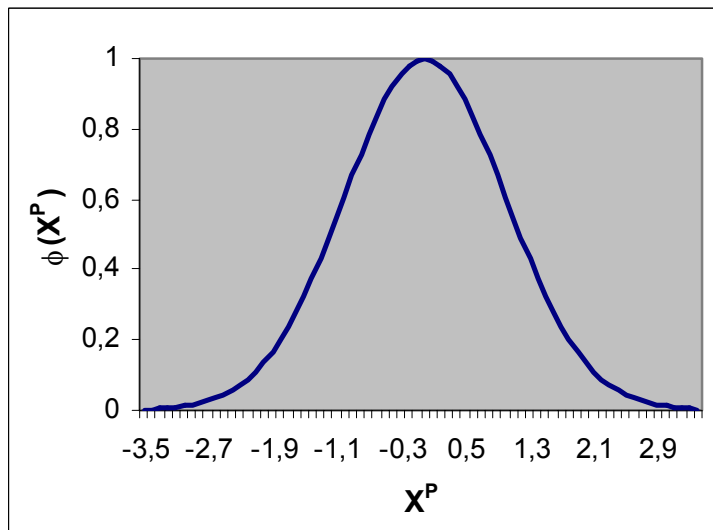


Figura 10: Função de ativação da rede do tipo RBF, com $C_j = 0$ e $r_j = 1$

Na Figura 10 verifica-se que de acordo com $\phi_j(x^p)$, a saída produzida a partir da camada escondida, tem valor mais significativo quando o vetor de entrada estiver na vizinhança de C_j (quanto mais próximo o padrão de entrada estiver do centro maior será o valor assumido pela função de ativação), decaindo rapidamente caso contrário.

A configuração da rede: FBR

A configuração da rede neural tipo FBR foi feita considerando os seguintes critérios e procedimentos:

1- Número de Neurônios na camada de entrada

A quantidade de neurônios na camada de entrada foi definida pelo número de variáveis utilizadas durante a fase de treinamento.

2 - Número de camadas ocultas.

Foram utilizadas redes com apenas uma camada oculta.

3 - Número de neurônios na camada oculta.

O número de neurônios, na camada oculta, foi definido como dez vezes menor que o número de exemplos disponíveis para treinamento.

4 - Número de neurônios na camada de saída

A camada de saída da rede contém apenas um neurônio, unidade responsável pela estimativa do valor referente à irradiação solar diária.

5 - Taxa de Aprendizado

No caso da utilização de um conjunto de validação durante a fase de treinamento foi utilizada uma taxa de aprendizagem em torno de 0,01.

6 - Dinâmica de Treinamento

Durante o treinamento utilizou-se a abordagem do tipo por padrão (on-line ou incremental) onde os pesos são atualizados após a apresentação de cada exemplo de treinamento.

Nesta fase o conjunto de padrões foi dividido em três grupos: treinamento propriamente dito, validação e teste. Cada conjunto de padrões apresentado teve seu desempenho testado com respeito aos três grupos.

7 - Critérios de Parada do Treinamento

Durante a realização dos estudos utilizou-se um critério de parada que consiste em encerrar o treinamento após a ocorrência de um número pré-determinado de ciclos, sem que ocorra a redução do erro médio quadrático.

A rede neural FBR foi implementada mediante a construção de um programa desenvolvido na linguagem C++ com interface no ambiente C++Builder da Borland®.

Na Figura 11, está representado o fluxograma de treinamento e validação da rede FBR

implementada.

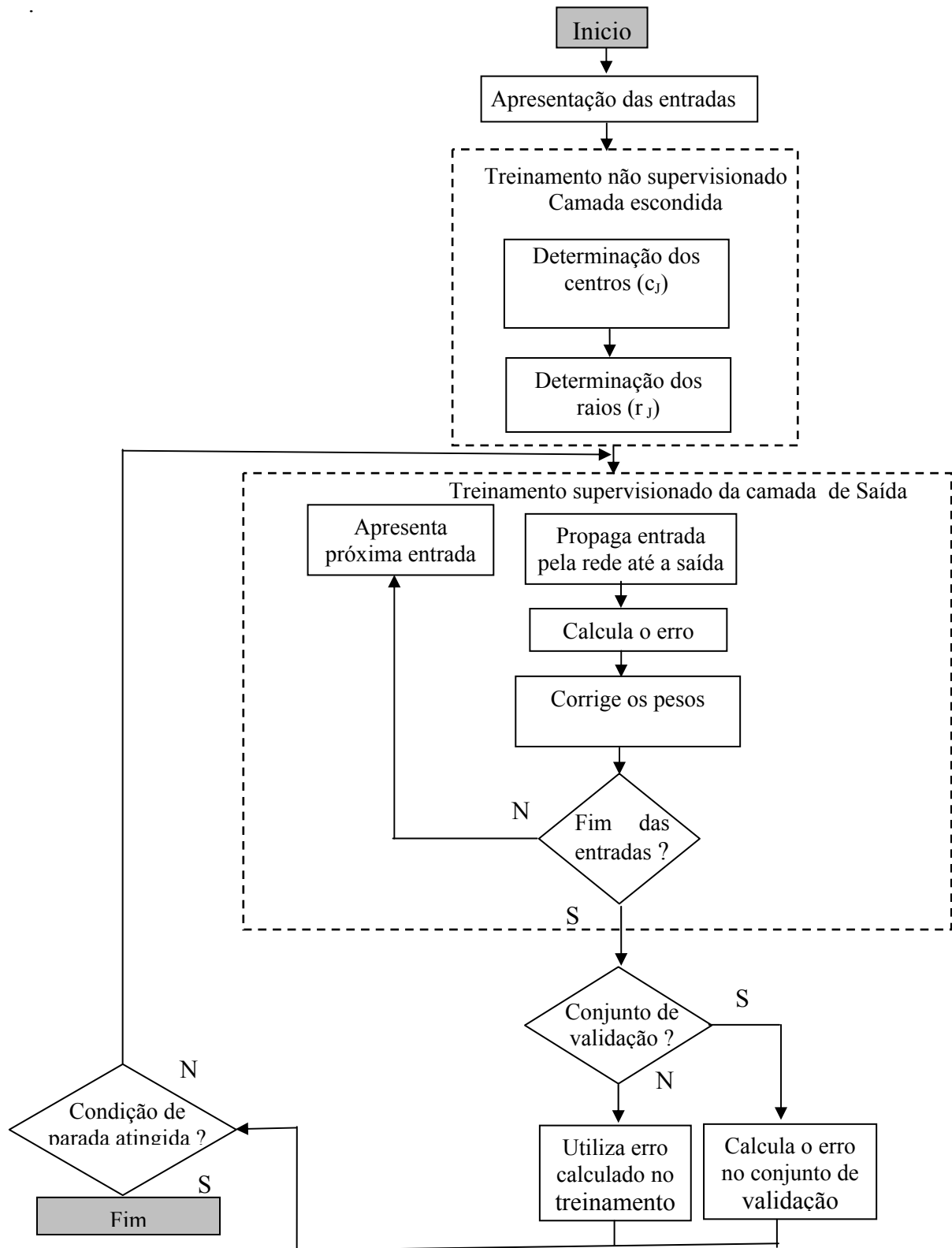


Figura 11: Fluxograma de treinamento e validação da rede FBR.

De acordo com o diagrama pode-se constatar que após a apresentação do conjunto de entrada, durante o treinamento não supervisionado da camada escondida, serão determinados os centros das funções de base radial (C_j) e os raios dos campos receptivos (r_j).

De posse desses parâmetros, através do treinamento supervisionado da camada de saída, os pesos serão corrigidos em função dos dados de treinamento.

De modo semelhante à validação da rede do tipo PMC, um novo conjunto de dados poderá ser apresentado a rede permitindo o monitoramento da capacidade de generalização da mesma.

O sistema permitirá que o treinamento seja interrompido e retomado a qualquer momento para uma verificação do desempenho da rede com outros arquivos de dados ou modificação dos parâmetros de treinamento.

No sentido de dinamizar a geração de séries sintéticas o sistema foi desenvolvido de forma a permitir que ao final da etapa de treinamento a rede possa ser salva para utilizações posteriores.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para a aferição dos modelos, as séries diárias de irradiação solar medidas foram divididas em dois blocos: o primeiro para efeito da modelagem e um segundo para a verificação do desempenho estatístico da série modelada, no que concerne à capacidade de reproduzir a variabilidade da série experimental, o que pode ser verificado através da comparação das principais características estatísticas das séries sintéticas e experimentais tais como: a função de distribuição acumulada da irradiação, o valor médio da transmitância atmosférica ($\bar{K}_t$) e o coeficiente de autocorrelação de primeira ordem (ϕ_1). Além disso as séries calculadas foram testadas quanto a capacidade de manter os desvios médios e desvios médios quadráticos compatíveis com os produzidos pelos instrumentos de medição utilizados.

4.1 Aferição do modelo de Graham (1988)

A aferição do modelo foi realizada para seis localidades brasileiras com grandes diferenças climáticas e situadas em regiões tropicais e subtropicais: Belém, Boa Vista, Petrolina, Salvador, Cuiabá e Porto Alegre. As características referentes aos bancos de dados utilizados encontram-se na Tabela 5 do capítulo 2 deste estudo.

Após a aplicação da metodologia proposta no capítulo 1, a partir do conhecimento da função de distribuição acumulada $F(K_t)$ e do $\bar{K}_t$ dos dados experimentais, obteve-se séries anuais da variável transformada χ .

As normalidades das séries de χ foram testadas a partir do teste de Kolmogorov - Smirnov (IC=95%), obtendo-se p “ values ” menores que 0,05 demonstrando que não existem diferenças significativas entre as séries da variável transformada (χ) e séries pertencentes à distribuição de probabilidade do tipo Normal.

Nas Figuras de 12 a 17, pode-se comparar as distribuições de frequência das séries

de K_t e χ , constatando-se a eficiência da transformação gaussiana.

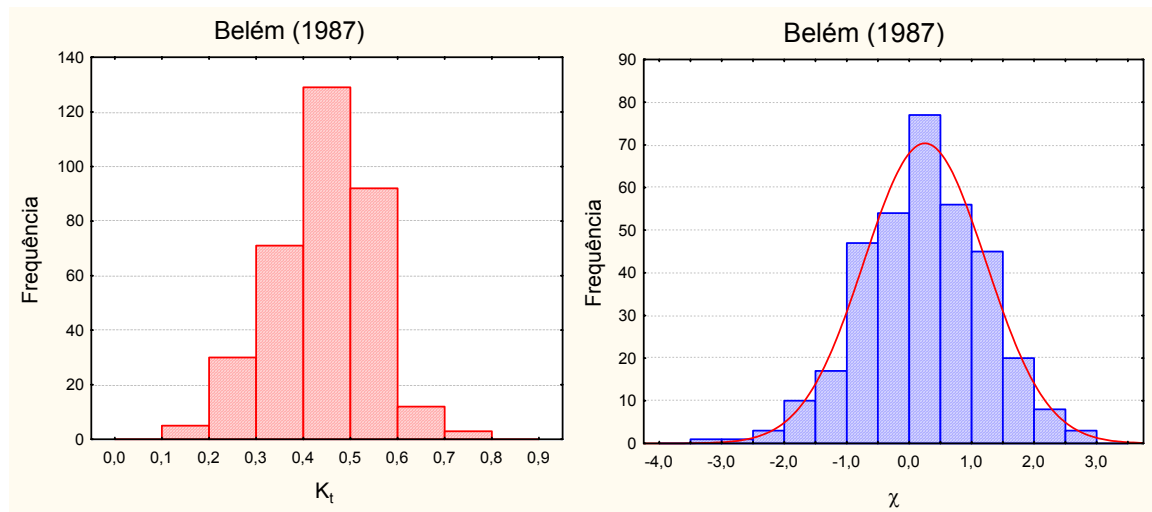


Figura 12: Distribuição de frequência de K_t e χ para Belém.

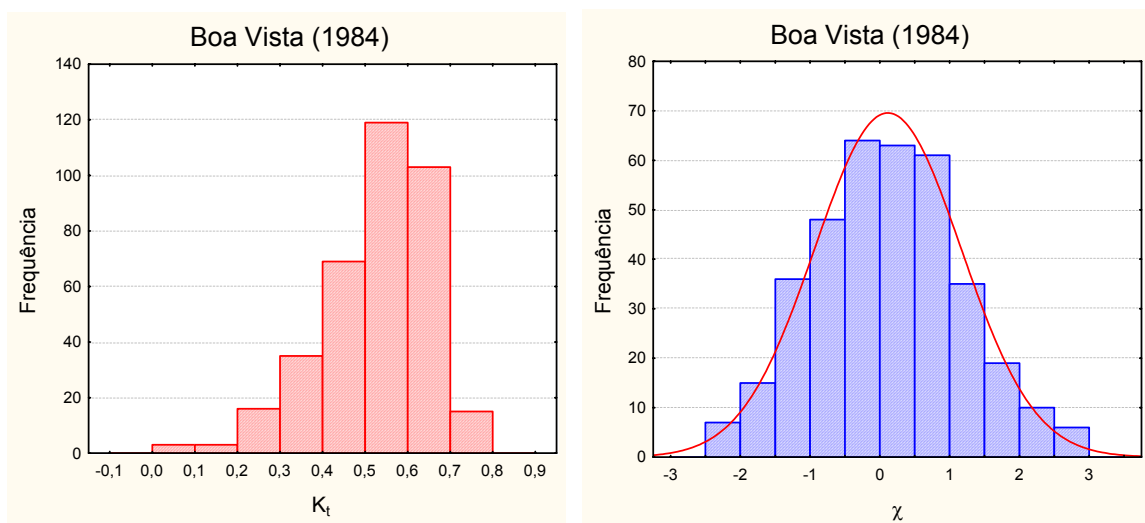


Figura 13: Distribuição de frequência de K_t e χ para Boa Vista

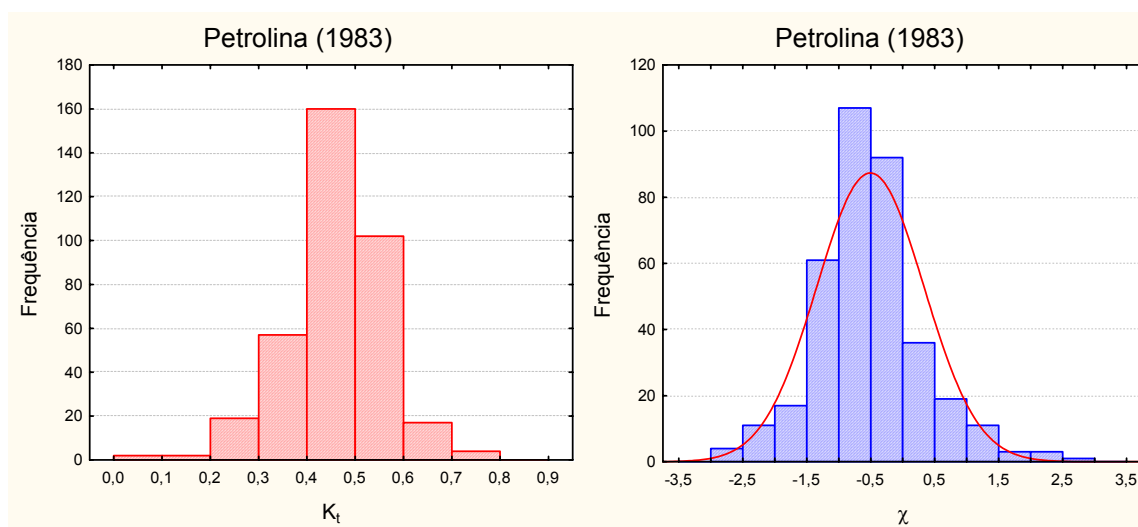


Figura 14: Distribuição de frequência de K_t e χ para Petrolina.

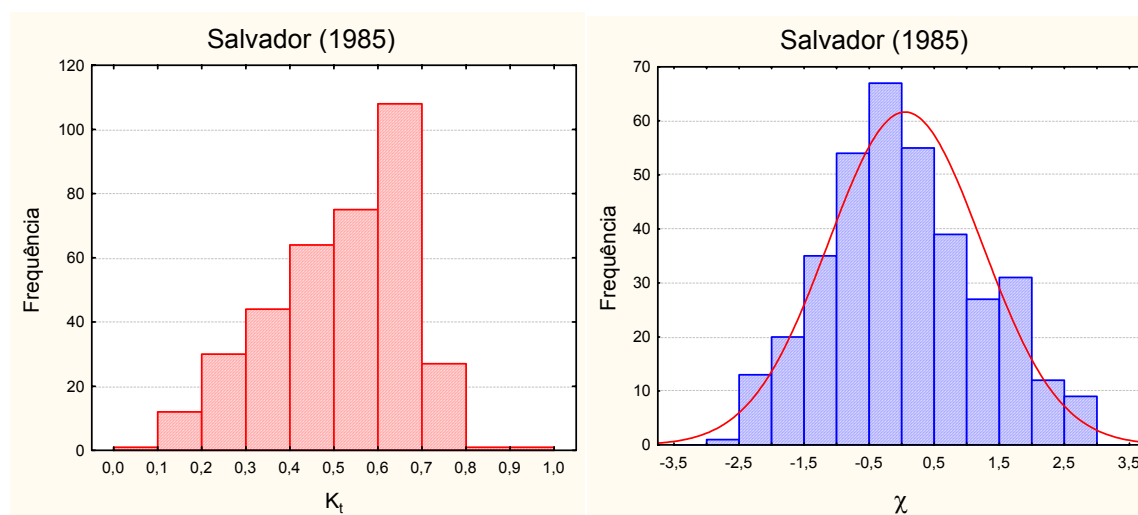


Figura 15: Distribuição de frequência de K_t e χ para Salvador.

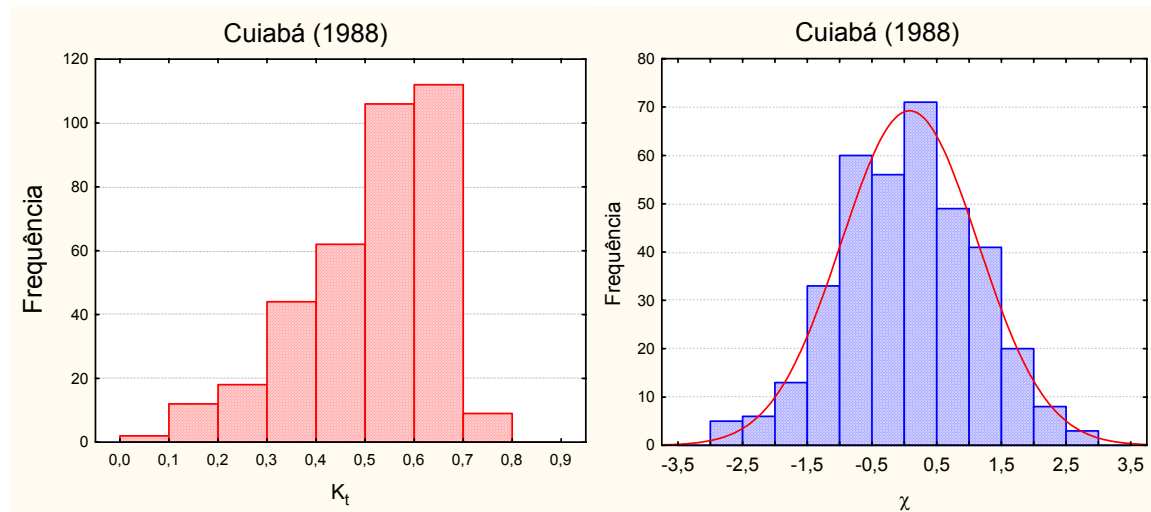


Figura 16: Distribuição de frequência de K_t e χ para Cuiabá.

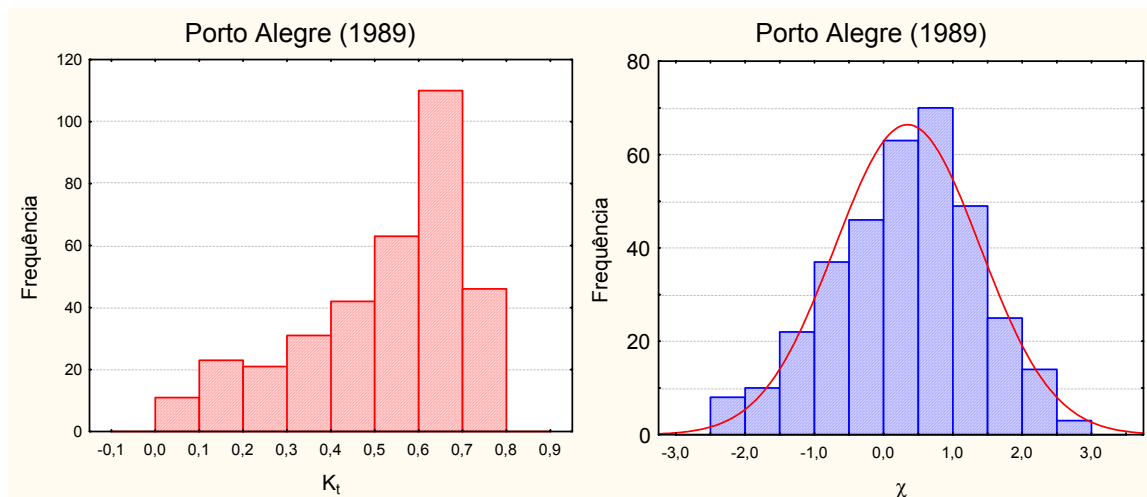


Figura 17: Distribuição de frequência de K_t e χ para Porto Alegre.

No sentido de comprovar a viabilidade da utilização do modelo AR(1) para explicar a variabilidade das séries correspondentes à variável transformada χ , modelo que fundamenta a metodologia proposta por Graham et al (1988), foram avaliados os comportamentos das funções de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP) das séries diárias de χ .

Durante a análise verificou-se o decaimento exponencial e ou sinusoidal para zero (FAC) e o decaimento brusco para zero a partir do segundo intervalo de retardo “lag” (FACP) para a maioria das séries testadas (15 do total de 25), comprovando que o modelo AR(1) pode

ser utilizado para explicar a variabilidades da séries temporais diárias da variável transformada χ , (MURTEIRA, 1993).

Nas Figuras 18 a 23 estão representadas as variações da FAC e da FACP , com os respectivos intervalos de confiança a 95% de probabilidade destacados em vermelho, referentes a uma das séries estudadas para cada localidade.

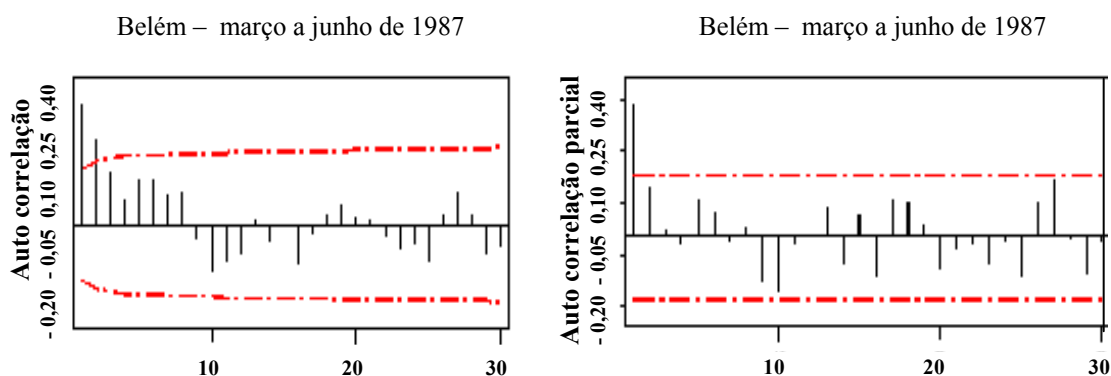


Figura 18: Autocorrelação e autocorrelação parcial de χ para Belém.

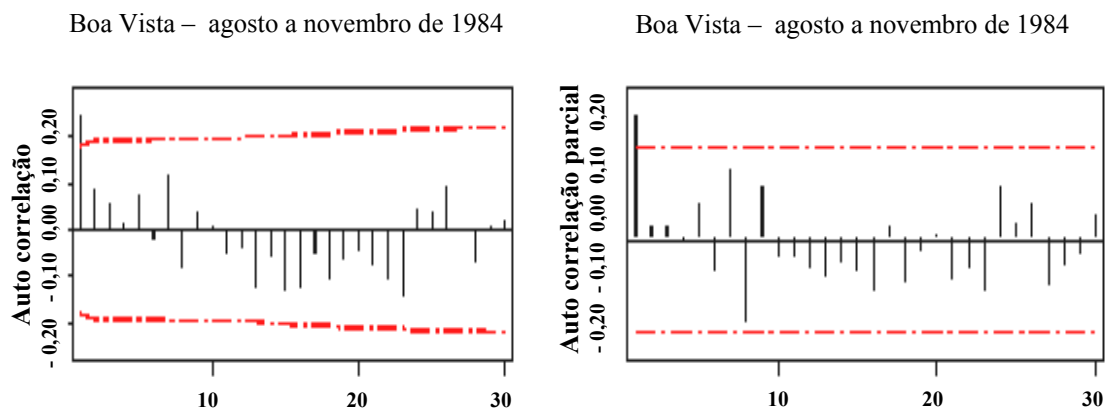


Figura 19: Autocorrelação e autocorrelação parcial de χ para Boa Vista.

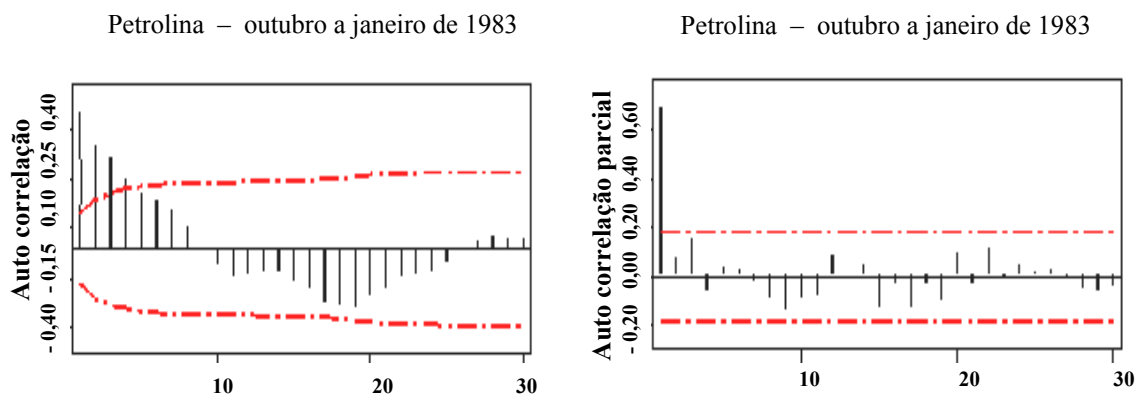


Figura 20: Autocorrelação e autocorrelação parcial de χ para Petrolina.

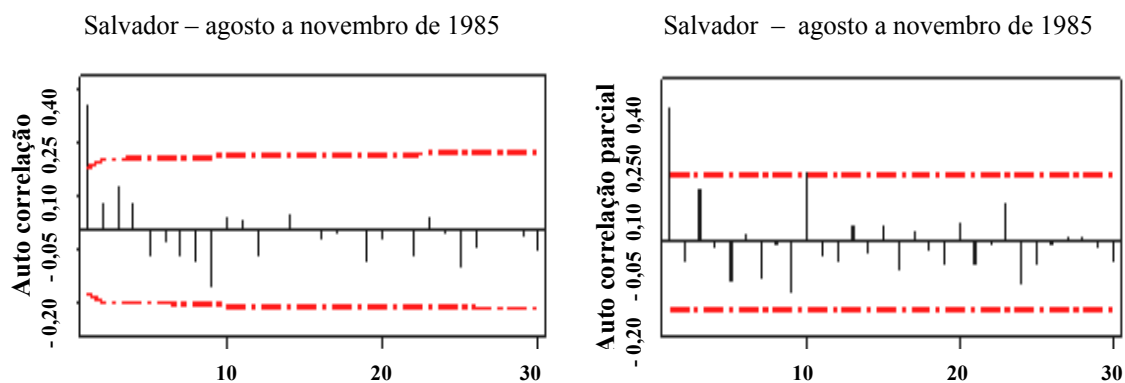


Figura 21: Autocorrelação e autocorrelação parcial de χ para Salvador.

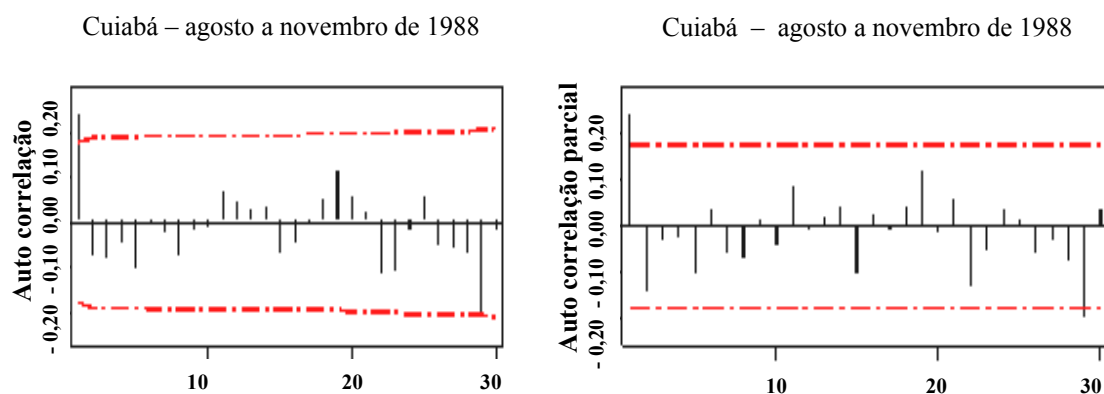


Figura 22: Autocorrelação e autocorrelação parcial de χ para Cuiabá.

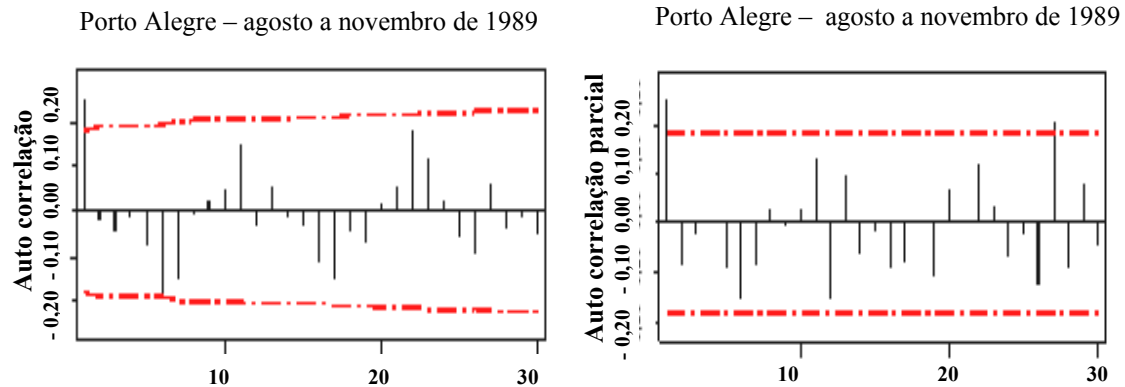


Figura 23: Autocorrelação e autocorrelação parcial de χ para Porto alegre.

A partir do conhecimento dos coeficientes de autocorrelação de primeira ordem (ϕ_1), Tabela 19, foi possível gerar as séries sintéticas diárias da transmitância atmosférica K_t , utilizando a metodologia descrita no capítulo 2 deste estudo.

Tabela 19: Coeficiente auto regressivo de primeira ordem (ϕ_1), da variável transformada $\chi(n)$, para localidades brasileiras.

Período	Localidade-Ano					
	Belém - 87	Boa Vista - 84	Petrolina - 83	Salvador - 85	Cuiabá -88	P. Alegre - 89
Out-Jan	0,12	0,20	0,69	0,22	0,28	0,11
Jan-Abr	0,26	0,40	0,59	0,13	0,40	0,28
Mar-Jun	0,39	0,32	0,46	0,12	0,43	0,27
Ago-Nov	0,05	0,24	0,19	0,36	0,24	0,25

O bom desempenho do modelo para simulação e avaliação de sistemas solares, submetidos a regime de longo prazo, pode ser verificado a partir da comparação entre as principais características estatísticas das séries experimentais históricas e das calculadas tais como: o valor médio mensal da transmitância atmosférica ($\bar{K}_t$), o desvio padrão (σ_{K_t}), assimetria (s), excesso de curtose (k) e os valores máximos e mínimos de K_t , Tabela 20.

Tabela 20: Resumo das características estatísticas das séries mensais.

Local	Mês	$\bar{K}_t$	$\bar{K}_t^*$	σ_{K_t}	$\sigma_{K_t}^*$	s	s*	k	k*	$K_t \text{ min}$	$K_t^* \text{ min}$	$K_t \text{ máx}$	$K_t^* \text{ máx}$
Belém	Fev	0,39	0,41	0,11	0,06	0,14	-0,73	-0,19	0,50	0,13	0,25	0,70	0,52
	Mai	0,50	0,53	0,11	0,09	-0,73	-1,41	0,25	2,19	0,15	0,28	0,70	0,66
	Jul	0,57	0,55	0,07	0,10	-0,67	-1,37	1,04	3,25	0,33	0,22	0,72	0,70
	Dez	0,45	0,46	0,10	0,10	-0,39	0,86	1,16	3,39	0,14	0,25	0,78	0,78
Boa Vista	Fev	0,51	0,53	0,10	0,09	-0,62	-0,74	0,33	0,11	0,17	0,30	0,72	0,65
	Mai	0,48	0,47	0,15	0,15	-0,61	-0,48	0,01	-0,13	0,13	0,15	0,74	0,73
	Jul	0,52	0,51	0,14	0,12	-0,54	-0,30	-0,47	-0,39	0,13	0,26	0,76	0,69
	Dez	0,49	0,51	0,10	0,05	-1,48	-1,21	2,87	1,34	0,10	0,36	0,65	0,57
Petrolina	Fev	0,52	0,49	0,15	0,16	-0,42	-0,54	-0,62	-0,67	0,12	0,13	0,72	0,71
	Mai	0,56	0,57	0,10	0,11	-0,28	-0,87	-0,55	-0,17	0,29	0,31	0,76	0,70
	Jul	0,55	0,58	0,11	0,09	-0,34	-0,14	-0,70	-0,94	0,24	0,39	0,75	0,72
	Dez	0,54	0,51	0,13	0,12	-0,87	-0,25	0,26	-1,02	0,09	0,29	0,72	0,70
Salvador	Fev	0,55	0,46	0,15	0,15	-0,90	-0,02	0,16	-0,81	0,16	0,17	0,75	0,73
	Mai	0,50	0,51	0,13	0,14	-0,66	-0,48	0,00	-0,22	0,09	0,18	0,75	0,72
	Jul	0,52	0,52	0,13	0,10	-0,58	-0,51	-0,41	-0,36	0,19	0,26	0,76	0,66
	Dez	0,55	0,52	0,14	0,15	-0,99	-1,27	0,68	1,68	0,10	0,11	0,77	0,72
Cuiabá	Fev	0,48	0,48	0,12	0,13	-0,29	-0,97	-0,42	-0,01	0,14	0,17	0,71	0,68
	Mai	0,56	0,60	0,15	0,11	-1,43	-1,58	1,33	3,36	0,09	0,24	0,82	0,73
	Jul	0,59	0,55	0,13	0,11	-1,80	-0,71	3,09	-0,17	0,13	0,28	0,89	0,72
	Dez	0,47	0,55	0,13	0,12	-0,24	-0,68	-0,52	-0,54	0,10	0,29	0,72	0,72
Porto Alegre	Fev	0,50	0,51	0,16	0,20	-0,82	-1,26	-0,11	0,90	0,06	0,05	0,74	0,73
	Mai	0,47	0,51	0,20	0,19	-0,69	-1,18	-0,69	0,40	0,01	0,07	0,77	0,76
	Jul	0,44	0,41	0,21	0,21	-0,34	-0,09	-1,24	-1,27	0,04	0,08	0,81	0,78
	Dez	0,52	0,47	0,16	0,21	-0,82	-0,81	-0,22	-0,55	0,06	0,05	0,75	0,72

* : Séries calculadas

O desvio máximo em relação à média mensal experimental foi de 17% sendo, que em apenas, dois dos 24 meses, os desvios foram maiores do que 10%.

A diferença em relação ao desvio padrão experimental, foi menor que 20% em 17 dos 24 meses.

No caso da assimetria, com exceção da série experimental de K_t para fevereiro em Belém, todas as séries apresentaram assimetria negativa. Quando da classificação da intensidade desta assimetria (fraca quando $|s| < 0,15$; moderada se $0,15 < |s| < 1,00$ e forte quando $|s| > 1$), o modelo indicou a classificação adequada em 50% dos casos.

Quanto a classificação das distribuições de probabilidade em função do excesso de curtose (k), distribuição Plactocúrtica ($k > 0$) e Leptocúrtica ($k < 0$), verificou-se a classificação correta em 16 dos 24 meses.

Durante a realização dos estudos verificou-se a geração sistemática de séries suavizadas, em relação às séries experimentais, que não reproduziram satisfatoriamente os

valores extremos K_t .

4.2 Aferição dos modelos de RNA

Nesta etapa do estudo serão apresentados os resultados obtidos a partir da utilização de duas abordagens distintas: a interpolação temporal e a interpolação espacial.

4.2.1 Interpolação temporal

A aferição dos modelos de RNA foi realizada para as localidades de Juazeiro-BA e Petrolina-PE (Semi-árido brasileiro), Ilha Solteira-SP e Pelotas-RS, localidades cujas características referentes aos bancos de dados utilizados foram apresentadas no capítulo 3.2 deste estudo.

Localidades do Semi-árido

Durante a fase de teste foram realizadas as estimativas da irradiação solar global diária, utilizando redes do tipo PMC compostas por 8 neurônios na camada de entrada (correspondentes às variáveis descritas na Tabela 6 do capítulo 3), seis neurônios na camada oculta (quantidade definida em função do tamanho do conjunto de treinamento) e um neurônio na camada de saída (responsável pela estimativa da irradiação solar diária). As redes foram testadas com o auxílio dos conjuntos de treinamento, validação e teste apresentados na Tabela 8 do capítulo 3.

As séries experimentais e sintéticas das duas localidades no período de abril a maio de 2005 estão representadas nas Figuras 24 e 25.

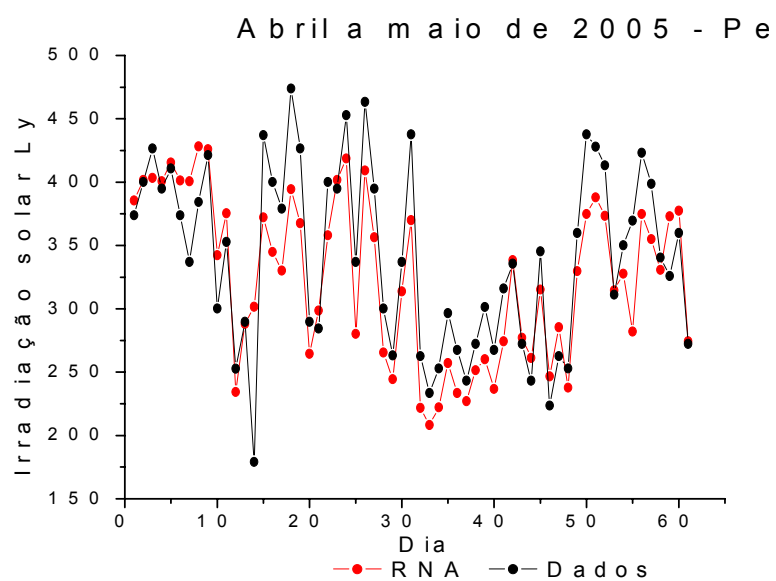


Figura 24: Séries experimentais e sintéticas de abril a maio em Petrolina.

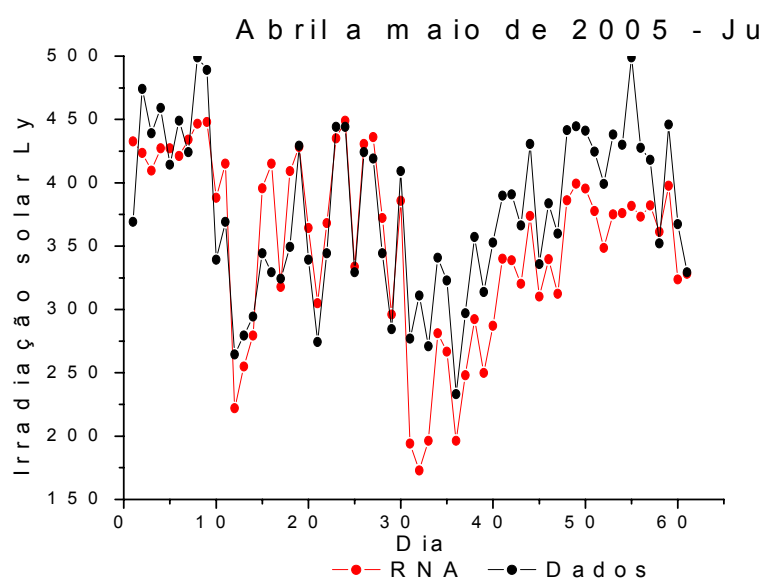


Figura 25: Séries experimentais e sintéticas de abril a maio em Juazeiro.

Na Tabela 21 estão apresentados os RMSE, resultantes das comparações entre as séries sintéticas e experimentais, para os anos de 2003 e 2005 nas duas localidades.

Tabela 21: RMSE resultante entre as comparações entre as séries sintéticas e experimentais de Petrolina e Juazeiro.

Localidade	Conjunto de teste do ano de 2003								
	Abril	Maio	Junho	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro	Dezembro
Petrolina	11,4%	15,9%	10,9%	15,9%	18,9%	9,2%	12,2%	14,3%	13,4%
Juazeiro	9,2%	9,2%	18,4%	13,4%	19,7%	12,3%	13,9%	12,3%	11,5%
	Conjunto de teste do ano de 2005								
	Abril	Maio	Junho	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro	Dezembro
Petrolina	12,8%	13,7%	12,1%	13,7%	12,6%	16,1%	6,5%	11,5%	20,4%
Juazeiro	9,3%	8,9%	11,9%	11,5%	14,2%	9,2%	9,2%	10,8%	6,4%

A partir da Tabela 21, pode-se verificar que para a maioria dos meses testados (32 de um total de 36) as RNA produziram séries cujos RMSE são menores que 16% .

Considerando que erro instrumental para a faixa de valores baixos de irradiação do equipamento utilizado durante as medições (actinógrafo Fuess-841), está situado de 10% a 15% quando calibrado a cada 6 meses, pode-se afirmar que o modelo apresentou erros compatíveis com os instrumentais.

Localidades de Ilha Solteira -SP e Pelotas-RS

Após a realização do treinamento e da validação da RNA, utilizando a arquitetura e os conjuntos de dados descritos no capítulo 3.2, foram efetuadas estimativas referentes às séries correspondentes à irradiação experimental diária de cada mês.

Os valores obtidos para os RMSE respectivos aos modelos 01 e 02, para as duas localidades, estão representados nas Tabelas 22 e 23.

Tabela 22: Variação do RMSE de acordo com o conjunto de teste para Ilha Solteira.

Modelo 01				Modelo 02			
mês	Treinamento	Validação	Teste	mês	Treinamento	Validação	Teste
Janeiro	jan 01 e jan 03	jan/04	jan/05	Janeiro	jan 01 e jan 03	jan/04	jan/05
	8,2%	5,7%	24,6%		8,1%	8,5%	36,7%
Fevereiro	fev03	fev/04	fev/05	Fevereiro	fev03	fev/04	fev/05
	3,7%	10,3%	12,1%		11,5%	15,0%	13,4%
Março	mar 00 e 03	mar/04	mar/05	Março	mar 00 e 03	mar/04	mar/05
	12,1%	4,5%	5,0%		16,0%	9,8%	7,2%
Abril	abr 00 e 03	abr/04	abr/05	Abril	abr 00 e 03	abr/04	abr/05
	7,0%	8,9%	7,1%		12,6%	16,3%	12,5%
Maio	mai 00 e 03	mai/04	mai/05	Maio	mai 00 e 03	mai/04	mai/05
	9,3%	11,6%	6,1%		15,9%	19,1%	14,2%
Junho	jun00 e 03	jun/04	jun/05	Junho	jun00 e 03	jun/04	jun/05
	6,5%	3,3%	2,8%		10,5%	16,1%	15,4%
Julho	jul 00 01 e 03	jul/04	jul/05	Julho	jul 00 01 e 03	jul/04	jul/05
	11,6%	5,7%	11,0%		10,9%	13,8%	17,1%
Agosto	ago 00 e 03	ago/04	ago/05	Agosto	ago 00 e 03	ago/04	ago/05
	14,5%	10,6%	13,5%		19,0%	13,4%	15,6%
Setembro	set 00 e 03	set/04	set/05	Setembro	set 00 e 03	set/04	set/05
	15,5%	12,3%	16,0%		17,6%	19,5%	19,0%
Outubro	out 00 e 03	out/04	out/05	Outubro	out 00 e 03	out/04	out/05
	9,4%	13,7%	8,3%		11,8%	18,7%	19,6%
Novembro	nov 00 a 03	nov/04	nov/05	Novembro	nov 00 a 03	nov/04	nov/05
	9,1%	10,9%	12,2%		11,4%	21,5%	18,6%
Dezembro	dez 00 e 03	dez/04	dez/05	Dezembro	dez 00 e 03	dez/04	dez/05
	8,9%	7,2%	6,1%		12,0%	13,0%	9,8%

Tabela 23: Variação do RMSE de acordo com o conjunto de teste para Pelotas.

Modelo 01				Modelo 02			
mês	Treinamento	Validação	Teste	mês	Treinamento	Validação	Teste
Janeiro	jan98 a 04	jan/05	jan/06	Janeiro	jan98 a 04	jan/05	jan/06
	10,6%	7,3%	10,6%		14,5%	13,5%	18,8%
Fevereiro	98a00;02a04	fev/05	fev/06	Fevereiro	98a00;02a04	fev/05	fev/06
	11,3%	18,1%	12,8%		16,3%	25,8%	16,1%
Março	mar 98 a 04	mar/05	mar/06	Março	mar 98 a 04	mar/05	mar/06
	13,4%	11,1%	8,6%		17,8%	15,8%	14,3%
Abril	abr 98 a 04	abr/05	abr/06	Abril	abr 98 a 04	abr/05	abr/06
	15,1%	15,7%	11,4%		22,3%	24,0%	17,4%
Maio	mai 98 a 04	mai/05	mai/06	Maio	mai 98 a 04	mai/05	mai/06
	17,1%	20,4%	12,7%		24,5%	31,2%	20,6%
Junho	jun98 a 04	jun/05	jun/06	Junho	jun98 a 04	jun/05	jun/06
	22,1%	25,4%	12,0%		30,9%	27,9%	20,5%

Considerando o fato de que o instrumento utilizado para medir irradiação solar diária nas duas localidades (LI-200X da LICOR) tem 5% de erro de calibração com uma deriva máxima de 2% anual, o que pode levar a um erro entre 5 % e 13% em 4 anos de uso, os modelos apresentaram resultados satisfatórios para as duas localidades.

Para Ilha Solteira verificou-se que de uma maneira geral as redes demonstraram um bom desempenho, com exceção do mês de janeiro. No modelo 01 todos os demais 11 meses apresentaram um RMSE, em relação à média mensal, menores ou iguais a 16,0% sendo que destes 09 meses apresentam $RMSE \leq 12,2\%$. No caso do modelo 02 os 11 meses apresentaram um RMSE menores ou iguais a 19,6% sendo que 06 meses com $RMSE \leq 15,6\%$.

Quanto às causas que não permitiram um bom desempenho dos modelos para estimativas referentes a janeiro de 2005, nesta localidade, verificou-se a existência de inconsistências nos dados experimentais daquele mês, por exemplo a ocorrência de 14 dias consecutivos com a duração do brilho solar constante e igual a zero.

Também ficou constatado o bom desempenho dos modelos para Pelotas. No modelo 01, as estimativas obtidas para 6 meses apresentaram um $RMSE \leq 12,8\%$. No caso do modelo 02, os 6 meses apresentaram um $RMSE \leq 20,6\%$ sendo que três meses com $RMSE \leq 17,4\%$.

As visualizações das séries geradas pelos dois modelos para os meses de julho de 2005 e dezembro de 2005 (Ilha Solteira) e para Janeiro de 2006 e Junho de 2006 (Pelotas) encontram-se representadas nas Figuras 26 a 29. Conforme podem ser vistos tanto o modelo 01 como o modelo 02, demonstraram boa capacidade de acompanhamento das variabilidades das séries experimentais.

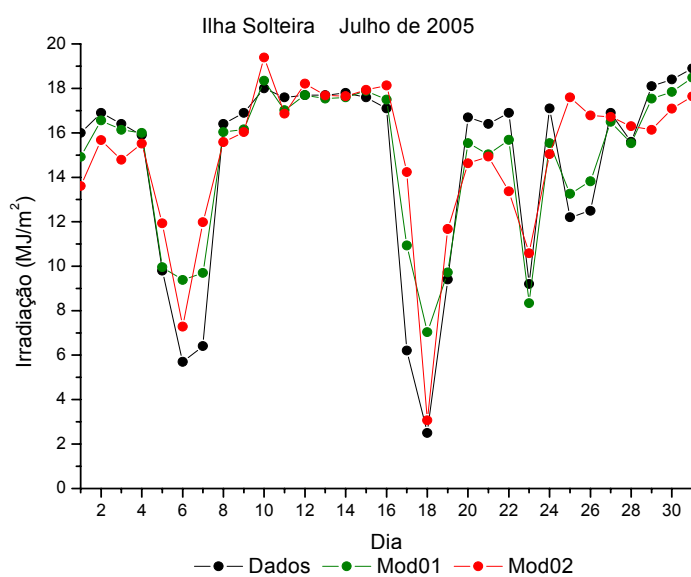


Figura 26: Séries sintéticas diárias e experimentais da irradiação para julho de 2005 em Ilha Solteira

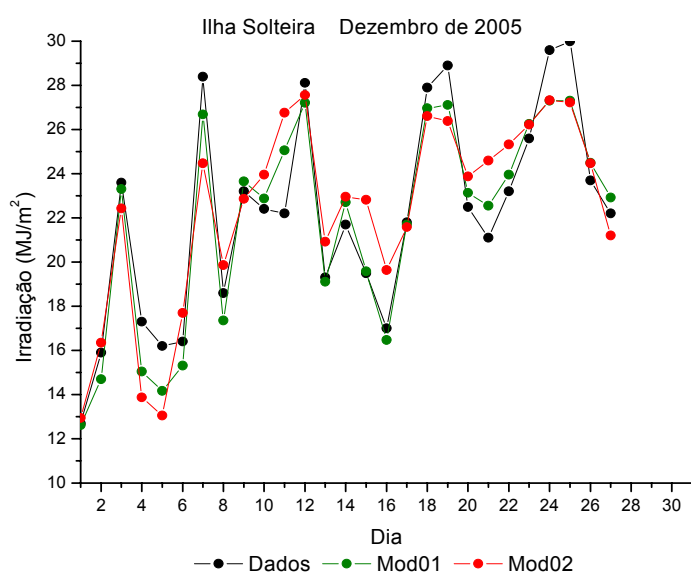


Figura 27: Séries sintéticas diárias e experimentais da irradiação para dezembro de 2005 em Ilha Solteira

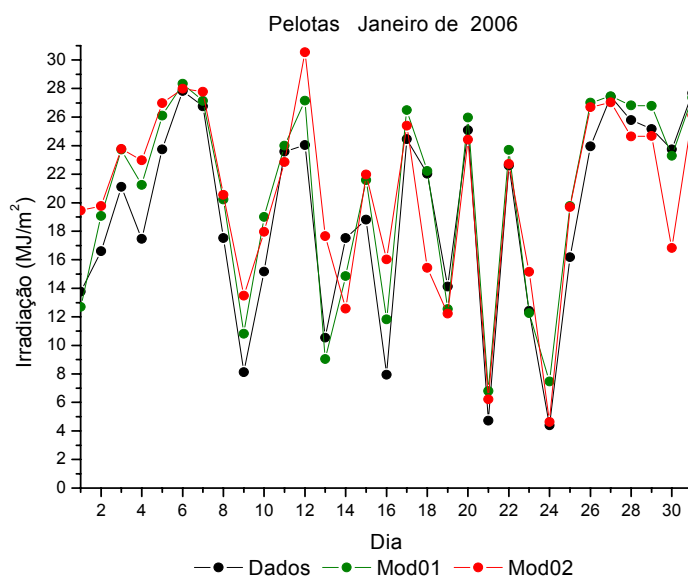


Figura 28: Séries sintéticas diárias e experimentais da irradiação para janeiro de 2006 em Pelotas

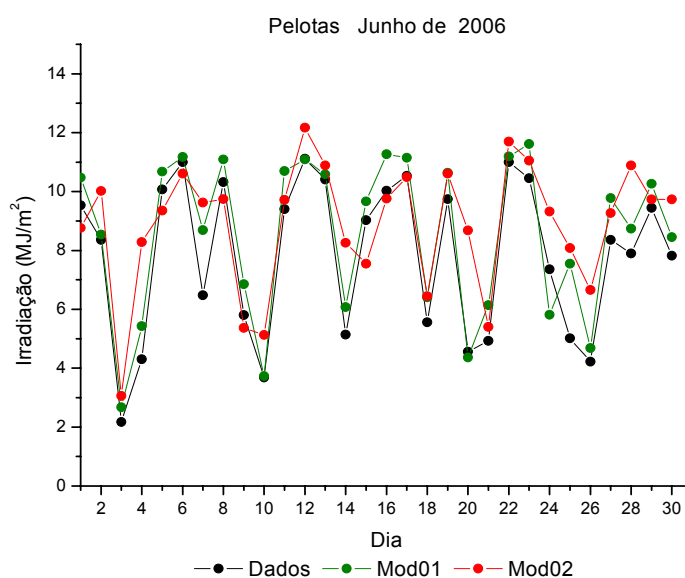


Figura 29: Séries sintéticas diárias e experimentais da irradiação para junho de 2006 em Pelotas.

4.2.1.1 Avaliação da metodologia, para simulação e avaliação a longo prazo de sistemas solares

No sentido de avaliar a viabilidade do uso dos modelos apresentados, para simulação e avaliação a longo prazo de sistemas solares, analisou-se também as combinações possíveis entre o mesmo mês para os diversos anos, reduzindo o risco de uma avaliação equivocada da performance da RNA ocasionada pela ocorrência de um mês atípico.

Considerando a importância do caráter sazonal das variáveis meteorológicas, os meses de janeiro, abril, julho e outubro foram analisados individualmente, utilizando-se como conjunto de validação as séries médias de cada mês, de acordo com as arquiteturas apresentadas anteriormente, nas Tabelas 11 e 12.

Os valores referentes aos RMSE entre os valores diários de irradiação solar experimental e estimados para cada mês podem ser vistos nas Tabelas 24 e 25 respectivamente, para as localidades de Ilha Solteira e Pelotas.

Tabela 24: RMSE para as séries diárias em **Iha Solteira**

Mês de teste	Modelo 01	Modelo 02
janeiro de 06	5,1%	15,5%
janeiro de 05	10,3%	13,9%
janeiro de 04	6,6%	14,5%
janeiro de 03	9,7%	15,6%
janeiro de 02	10,7%	12,0%
abril de 06	5,4%	10,4%
abril de 05	4,8%	9,9%
abril de 04	4,1%	14,0%
abril de 03	3,8%	19,0%
abril de 00	5,9%	10,0%
julho de 06	4,6%	8,7%
julho de 05	4,9%	10,7%
julho de 04	5,8%	15,0%
julho de 03	11,9%	11,4%
julho de 01	11,8%	13,1%
julho de 00	9,4%	14,0%
outubro de 06	10,6%	26,0%
outubro de 05	9,5%	17,5%
outubro de 04	10,5%	18,4%
outubro de 03	10,1%	19,2%
outubro de 00	10,3%	12,8%

Tabela 25: RMSE para as séries diárias em Pelotas

Mês de teste	Modelo 01	Modelo 02
janeiro de 06	10,9%	19,9%
janeiro de 05	7,5%	12,2%
janeiro de 04	7,2%	12,6%
janeiro de 03	6,2%	13,1%
janeiro de 02	9,4%	15,4%
janeiro de 01	11,6%	15,6%
janeiro de 00	7,6%	8,5%
janeiro de 99	14,1%	20,7%
janeiro de 98	16,8%	24,2%
abril de 06	8,5%	15,1%
abril de 05	16,6%	23,5%
abril de 04	10,5%	14,3%
abril de 03	14,0%	23,9%
abril de 02	18,4%	28,3%
abril de 01	11,3%	18,7%
abril de 00	12,2%	17,6%
abril de 99	7,5%	21,9%
abril de 98	22,9%	34,3%
julho de 06	7,5%	18,5%
julho de 05	10,6%	17,0%
julho de 04	16,2%	26,5%
julho de 03	12,3%	21,2%
julho de 02	16,1%	29,2%
julho de 01	17,2%	34,0%
julho de 00	8,7%	18,0%
julho de 99	17,8%	24,5%
julho de 98	23,2%	37,5%
outubro de 06	10,7%	15,4%
outubro de 05	7,7%	13,8%
outubro de 04	9,7%	20,0%
outubro de 03	10,1%	13,0%
outubro de 02	15,6%	33,7%
outubro de 00	17,5%	22,6%
outubro de 99	11,3%	18,4%
outubro de 98	13,2%	21,3%

A partir dos resultados acima pode ser visto que quando utilizamos a insolação experimental como entrada, os resultados obtidos tanto para Pelotas como para Ilha Solteira são satisfatórios. Para os 56 meses testados foram obtidos RMSE, menores ou iguais a

23,2%, sendo que destes 43 meses apresentam $RMSE \leq 12,3\%$. As estimativas obtidas a partir da exclusão da insolação experimental na entrada, apresentaram precisão inferior, conforme esperado. Para os 56 meses testados foram encontrados $RMSE$ variando de 8,5% a 37,5%, sendo que destes 38 meses apresentaram $RMSE \leq 20,0\%$.

Em Pelotas, a boa performance das RNA não pôde ser comprovada para alguns poucos meses, como por exemplo julho de 1998 e outubro de 2002. Como um dos motivos que ocasionaram o baixo desempenho dos modelos para esses meses, pode-se destacar a hipótese de que as séries referentes à esses meses sejam atípicas para a época do ano na localidade.

Também verificou-se que os resultados obtidos para Ilha Solteira foram melhores que os observados para Pelotas. Com relação a causa provável desta diferença, acredita-se que apesar da série histórica mensal utilizada para Pelotas (nove anos) ser maior que a utilizada para Ilha Solteira (cinco anos) o tamanho desta série ainda é insuficiente para representar a variabilidade da irradiação solar diária nesta localidade que é claramente superior a de Ilha Solteira, conforme pode ser visto na Tabela 26.

Tabela 26 : Variabilidade da irradiação solar diária nas duas localidades.

Localidade	Mês	Média mensal (MJ/m².dia)	Desvio padrão (%)
Ilha Solteira	Janeiro	21,5	28,7%
Ilha Solteira	Abril	18,6	21,9%
Ilha Solteira	Julho	15,8	21,5%
Ilha Solteira	Outubro	21,3	27,0%
Pelotas	Janeiro	21,0	33,1%
Pelotas	Abril	11,3	42,1%
Pelotas	Julho	7,9	43,1%
Pelotas	Outubro	16,1	44,4%

Na Tabela 27 estão representados os valores referentes ao desvios médios e ao $RMSE$ obtidos por cada modelo, calculados a partir das séries correspondente à todo o período em estudo.

Tabela 27: Desvios médios para as duas localidades (todo o período).

Mês	Localidade	Desvio Médio Absoluto		RMSE	
		Modelo 01 (MJ/m ²)	Modelo 02 (MJ/m ²)	Modelo 01 (%)	Modelo 02 (%)
Janeiro	Ilha Solteira	0,0	-0,1	8,7%	15,1%
Abril	Ilha Solteira	0,1	0,2	4,8%	13,0%
Julho	Ilha Solteira	0,0	0,3	8,8%	13,4%
Outubro	Ilha Solteira	0,2	0,3	10,3%	19,0%
Janeiro	Pelotas	-0,3	-0,1	9,9%	15,3%
Abril	Pelotas	-0,3	-0,3	13,4%	20,5%
Julho	Pelotas	-0,2	0,0	14,5%	24,4%
Outubro	Pelotas	-0,2	-0,1	12,0%	19,5%

Apesar da tendência de subestimar a irradiação solar para Pelotas, essa metodologia mostrou-se capaz de reproduzir de forma satisfatória a variabilidade das séries experimentais das duas localidades com ou sem a utilização da insolação experimental como entrada. No caso do modelo 01, foram obtidos para os 8 meses $RMSE < 15\%$, sendo que destes 6 com $RMSE < 10\%$. Quando não se utilizou a insolação experimental como entrada, modelos 02, para os 8 meses testados foram obtidos $RMSE < 25\%$, sendo que destes 6 com valores de $RMSE < 20\%$ e 4 com $RMSE \leq 15,3\%$.

Nas Tabelas 28 e 29, estão representadas as principais características estatísticas das séries experimentais e estimadas para as duas localidades. Todas as colunas são dadas em (MJ/m².dia), exceto a última que é dada em (MJ/m².mês).

Tabela 28: Estatísticas descritivas para Ilha Solteira.

Mês	Série	Média	Mediana	Desvio padrão	Mínimo	Máximo	Soma Mensal
Janeiro	Dados	21,5	21,5	6,2	3,2	31,5	2928,4
Janeiro	Modelo 01	21,5	22,4	5,8	7,6	29,8	2929,7
Janeiro	Modelo 02	21,5	21,7	5,0	4,8	29,7	2916,9
Abril	Dados	18,6	19,9	4,1	4,5	23,6	2626,2
Abril	Modelo 01	18,5	19,9	4,0	6,9	23,4	2614,7
Abril	Modelo 02	18,8	20,0	3,5	4,1	22,3	2646,7
Julho	Dados	15,8	16,7	3,4	3,2	21,0	2814,6
Julho	Modelo 01	15,8	16,9	3,1	5,5	19,2	2819,0
Julho	Modelo 02	16,2	17,1	2,8	1,1	19,2	2877,3
Outubro	Dados	21,3	23,3	5,8	4,1	29,7	3028,3
Outubro	Modelo 01	21,5	23,4	5,3	7,0	27,9	3049,8
Outubro	Modelo 02	21,7	23,1	4,6	9,4	27,6	3082,1

Tabela 29 Estatísticas descritivas para Pelotas.

Mês	Série	Média	Mediana	Desvio padrão	Mínimo	Máximo	Soma Mensal
Janeiro	Dados	21,0	22,7	7,0	2,8	31,9	5848,0
Janeiro	Modelo 01	20,8	23,1	6,6	4,5	29,0	5788,1
Janeiro	Modelo 02	20,6	22,1	6,2	4,6	30,5	5751,6
Abril	Dados	11,3	11,9	4,8	0,5	20,9	3004,6
Abril	Modelo 01	11,0	12,1	4,5	0,8	17,5	2913,5
Abril	Modelo 02	10,6	11,8	4,2	0,5	17,3	2824,4
Julho	Dados	7,9	8,6	3,4	0,6	13,5	2172,2
Julho	Modelo 01	7,7	8,5	3,1	1,3	11,9	2130,1
Julho	Modelo 02	7,7	8,2	2,9	0,7	13,0	2119,5
Outubro	Dados	16,1	17,1	7,2	1,1	28,3	3892,8
Outubro	Modelo 01	15,9	17,3	6,7	1,4	25,3	3838,9
Outubro	Modelo 02	16,0	17,1	6,1	2,2	25,2	3865,9

A comparação das estatísticas descritivas dos valores medidos e calculados demonstra a capacidade das RNA em reproduzir, as medidas experimentais sem apresentar diferenças significativas: a média, a mediana, e o valor acumulado mensal, diferem no máximo de 6,0%, 4,0% e 6,0% respectivamente.

Quanto aos valores mínimos da irradiação solar diária mensal, os desvios são esperados na medida em que esses valores mínimos são medidos com erros instrumentais bastantes elevados. Podemos citar como exemplos os seguintes fatos: o erro observado em

uma medição realizada com um píranômetro Eppley (equipamento de precisão comprovada) é tipicamente de 25W/m^2 , que integrado ao longo de um dia (10 horas de iluminação) resulta em $0,9\text{ MJ/m}^2$, e o limiar dos heliógrafos quando bem calibrados são da ordem de 120 W/m^2 e portanto, elevando o erro na faixa das baixas irradiações.

Nas Figuras 30 a 33 estão representados os histogramas das séries geradas pelos modelos de RNA e das séries experimentais para os meses de janeiro e abril nas duas localidades. Os dados foram agrupados em classes com amplitude de $2\text{ MJ/m}^2\cdot\text{dia}$ que corresponde a cerca de 10% do valor médio da irradiação solar, e equivale ao erro instrumental.

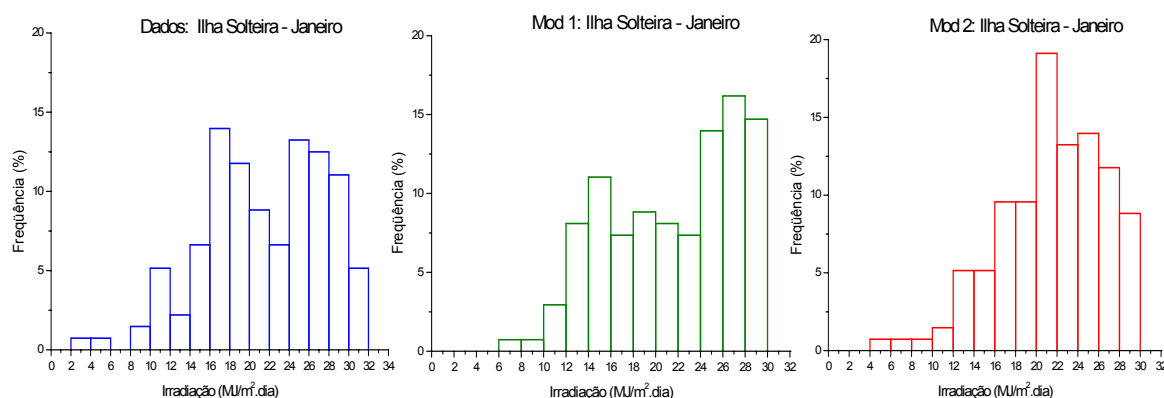


Figura 30: Histogramas das séries geradas e experimentais para janeiro em Ilha Solteira.

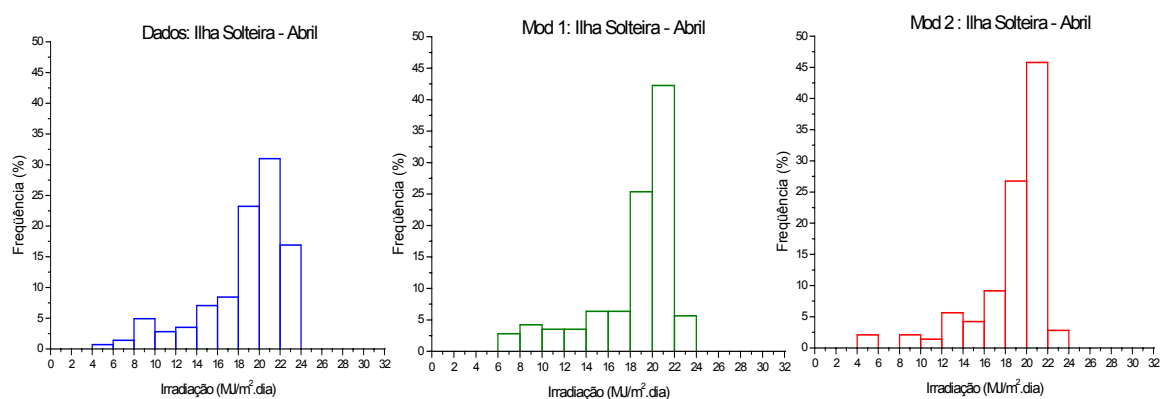


Figura 31: Histogramas das séries geradas e experimentais para abril em Ilha Solteira.

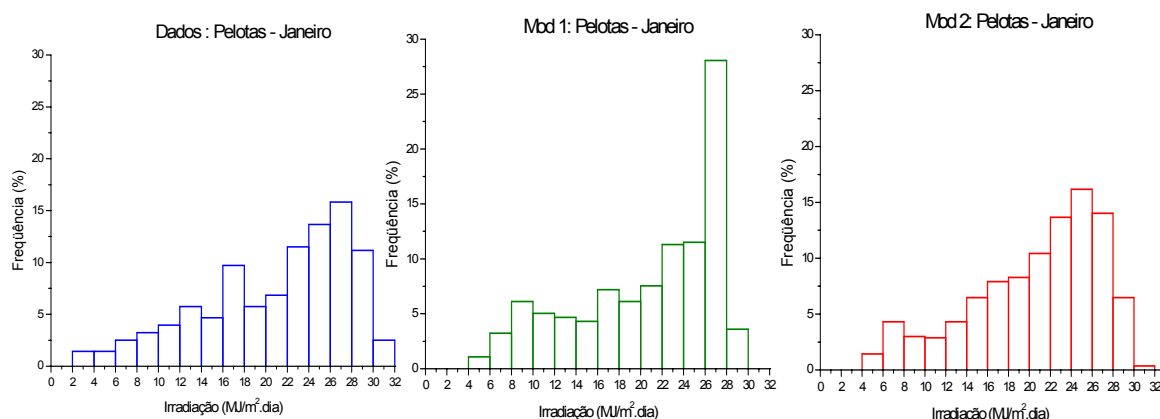


Figura 32: Histogramas das séries geradas e experimentais para janeiro em Pelotas.

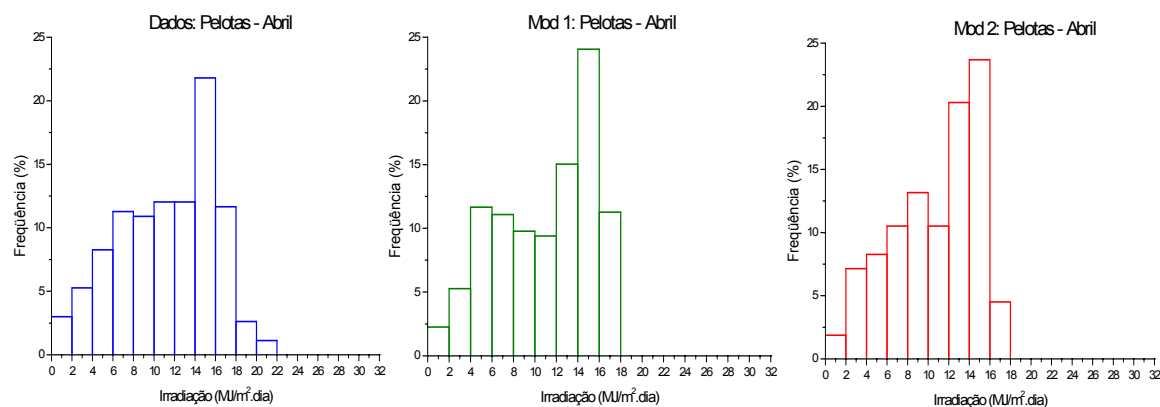


Figura 33: Histogramas das séries geradas e experimentais para abril em Pelotas.

Conforme pode ser visto na Tabela 30, a avaliação dos histogramas referentes aos quatro meses em cada localidade, mostrou que com exceção de Ilha Solteira (abril e julho) os dois modelos de RNA conseguiram reproduzir, de forma satisfatória, as características estatísticas referentes ao formato das distribuições de frequência das séries experimentais (assimetria e curtose).

Nesta análise, com séries temporais de longo prazo, não ficou evidenciada a melhor performance do modelo 01 em relação ao modelo 02.

Tabela 30: Características estatísticas dos formatos das séries

Mês	Assimetria			Curtose		
	Dados	modelo 01	Modelo 02	Dados	modelo 01	Modelo 02
Janeiro (Ilha Solteira)	-0,4	-0,4	-0,6	-0,4	-1,1	0,2
Abril (Ilha Solteira)	-2,5	-1,5	-1,6	6,6	3,1	2,1
Julho (Ilha Solteira)	-1,4	-1,8	-2,4	2,0	2,5	6,9
Outubro (ilha Solteira)	-0,9	-0,9	-1,0	-0,1	-0,4	0,0
Janeiro (Pelotas)	-0,7	-0,7	-0,7	-0,4	-0,8	-0,4
Abril (Pelotas)	-0,4	-0,4	-0,5	-0,8	-1,1	-0,8
Julho (Pelotas)	-0,4	-0,5	-0,5	-0,9	-1,2	-0,5
Outubro (Pelotas)	-0,4	-0,4	-0,4	-1,0	-1,2	-1,0

As variações das funções de distribuição acumulada de probabilidade das séries experimentais para os meses de janeiro e abril nas duas localidades estão representadas, juntamente com as variações dessas funções correspondentes às séries geradas pelos modelos de RNA, nas Figuras 34 a 37.

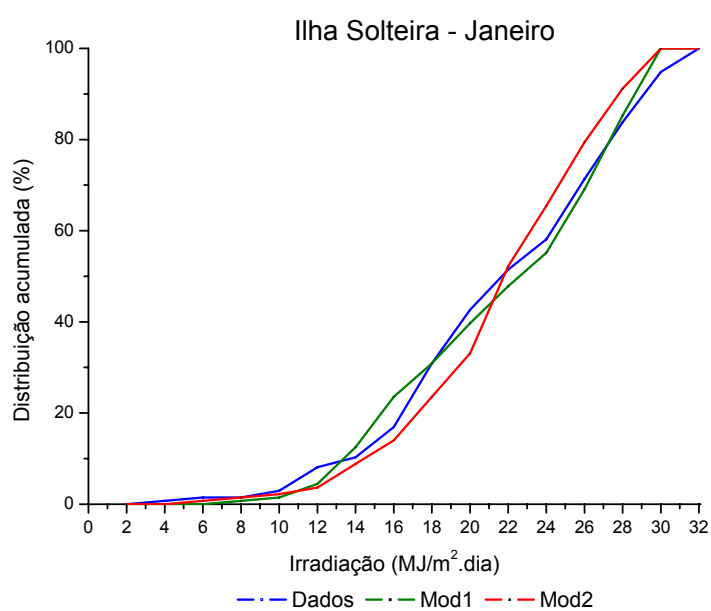


Figura 34: Distribuição acumulada das séries geradas e experimentais para janeiro em Ilha Solteira.

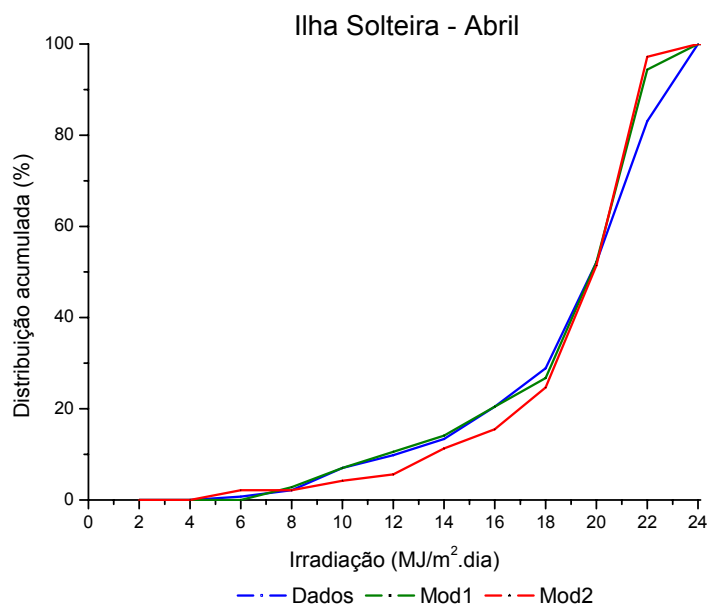


Figura 35: Distribuição acumulada das séries geradas e experimentais para abril em Ilha Solteira.

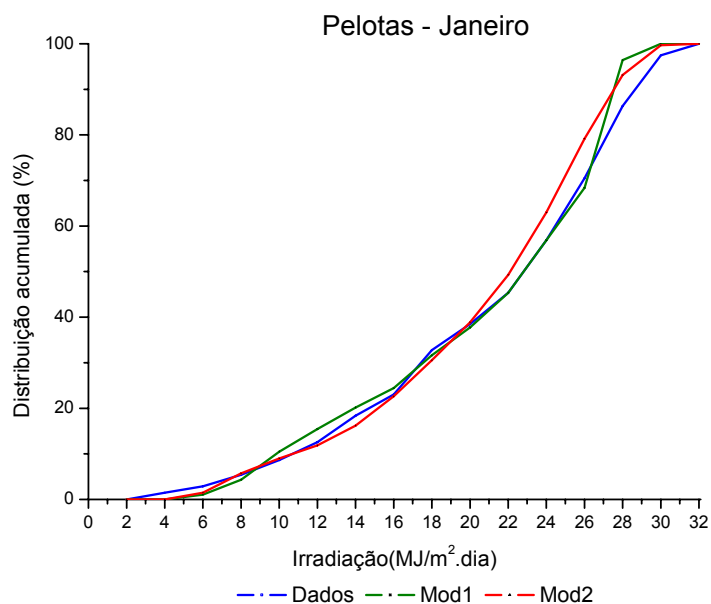


Figura 36: Distribuição acumulada das séries geradas e experimentais para janeiro em Pelotas.

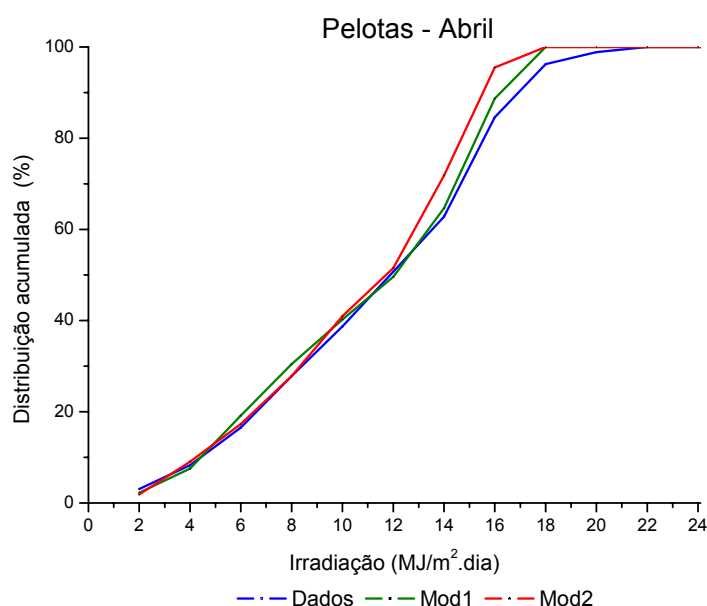


Figura 37: Distribuição acumulada das séries geradas e experimentais para abril em Pelotas.

Realizou-se também, avaliação do desempenho dos modelos de RNA a partir da utilização do teste de Kolmogorov-Smirnov (IC= 99%), demonstrando que das 16 séries geradas apenas duas, obtidas pelo modelo 02 para os meses de abril e julho em Pelotas, apresentaram diferenças significativas entre as distribuições das séries experimentais e as das séries sintéticas geradas.

Com relação à avaliação da capacidade dos modelos para reproduzirem as características sequenciais das séries experimentais, foram analisados os resultados obtidos para o coeficiente de autocorrelação parcial de primeira ordem (ϕ_1), Tabela 31.

Tabela 31: Coeficiente de autocorrelação parcial de primeira ordem (ϕ_1), média do período.

Localidade	Janeiro	Abril	Julho	Outubro
Ilha Solteira (dados)	0,30	0,45	0,38	0,38
Ilha Solteira (Mod 01)	0,38	0,44	0,40	0,39
Ilha Solteira (Mod 02)	0,53	0,41	0,34	0,45
Pelotas (dados)	0,21	0,42	0,38	0,26
Pelotas (Mod 01)	0,22	0,41	0,43	0,30
Pelotas (Mod 02)	0,19	0,48	0,44	0,30

Os modelos mostraram-se capazes de reproduzir o coeficiente de autocorrelação parcial de primeira ordem de forma satisfatória, apresentando desvio máximo de 20% em relação aos dados experimentais, para 14 meses de um total de 16.

Estes resultados demonstraram a viabilidade da utilização das RNA para avaliação e simulação de sistemas solares submetidos a regime de longo prazo.

Durante os estudos analisou-se ainda, a utilização de modelos mais parcimoniosos capazes de representar, ainda assim satisfatoriamente as séries experimentais, com a consequente redução significativa no número de entradas no modelos de RNA.

4.2.1.2 Definição dos modelos mais parcimoniosos

Após a comprovação da viabilidade da utilização da RNA para geração de séries sintéticas da irradiação solar global diária, foram realizados estudos no sentido de propor modelos mais parcimoniosos, ou seja, que utilizem menos variáveis de entrada.

A análise da relevância da inclusão de cada uma das variáveis no conjunto de treinamento da rede neural, consistiu em avaliar os resultados médios produzidos após execução de 5 estimativas da irradiação solar global diária, produzidas por cada uma das combinações possíveis das variáveis de entrada do conjunto de treinamento. As combinações variaram desde os conjuntos formados por apenas uma variável até o conjunto formado por todas variáveis disponíveis, perfazendo um total de 2048 possibilidades para o modelo 01 e 1023 e para o modelo 02. As estimativas foram realizadas para janeiro de 2006 em Ilha Solteira, mês de maior incidência da irradiação solar (21,5 MJ/m²).

Análise para o modelo 01

Inicialmente, avaliou-se o desempenho, isolado, de cada uma das variáveis para estimar a irradiação solar global diária, Tabela 32.

Tabela 32: Desempenho, isolado, para estimar a irradiação solar durante o mês de janeiro de 2006 em Ilha Solteira (**modelo 01**).

Variável de entrada	RMSE	Variável de entrada	RMSE
Duração do brilho solar	5,9%°	Precipitação pluvial	24,3%
Umidade mínima	16,4%°	Umidade máxima	24,8%
Umidade média	17,4%	Duração do brilho solar (calculado)	26,5%
Amplitude térmica	17,6%	Velocidade média do vento	26,6%
Temperatura média	19,4%	Temperatura mínima	26,6%
Temperatura máxima	19,5%		

Além de comprovar a forte correlação entre a duração do brilho solar e a irradiação solar global diária, os resultados demonstraram que dentre as outras variáveis disponíveis as que melhor se correlacionam com a irradiação solar global diária são a umidade mínima, a umidade média e a amplitude térmica.

Adicionalmente foi feito um estudo das frequências das variáveis nos 30 conjuntos que apresentarão melhores desempenhos na reprodução das séries experimentais, Tabela 33.

Tabela 33: Frequência de cada uma das variáveis, nos 30 conjuntos de melhor desempenho, para janeiro de 2006 em Ilha Solteira (**modelo 01**).

Parâmetros Utilizados	Frequência
Duração do brilho solar	30
Umidade mínima	16
Umidade média	0
Amplitude térmica	6
Temperatura média	5
Temperatura máxima	1
Umidade máxima	0
Velocidade média do vento	15
Temperatura mínima	21
Duração do brilho solar (calculado)	14
Precipitação pluvial	20

O estudo das frequências também comprovou a forte correlação entre a duração do brilho solar e a irradiação solar global diária pois, a duração do brilho solar está presente em todos os 30 conjuntos de melhor desempenho. Além disso, pode-se destacar as altas frequências da precipitação pluvial, umidade mínima e temperatura mínima e as baixas frequências da umidade média, umidade máxima e temperatura máxima.

O modelo 01 mais parcimonioso foi definido a partir dos seguintes critérios: apresentar um bom desempenho isolado para estimar a irradiação solar global diária ou apresentar frequência elevada entre os 30 melhores modelos. Portanto, o modelo selecionado foi o modelo Md 01P, cujo conjunto de treinamento é composto pela duração do brilho solar, a umidade mínima, a temperatura mínima e pela precipitação pluvial.

Os resultados referentes à aplicação deste modelo estão representados na Tabela 34

Tabela 34: Desempenho do modelo Md 01P para os meses de janeiro e julho em Ilha Solteira.

Mês	RMSE			Mês	RMSE		
	Modelo 01	Md 01P	Desvio		Modelo 01	Md 01P	Desvio
janeiro de 06	5,1%	4,6%	-0,5%	julho de 06	4,6%	3,7%	-0,9%
janeiro de 05	10,3%	9,8%	-0,5%	julho de 05	4,9%	4,6%	-0,3%
janeiro de 04	6,6%	6,7%	0,1%	julho de 04	5,8%	6,5%	0,7%
janeiro de 03	9,7%	10,0%	0,3%	julho de 03	11,9%	11,2%	-0,7%
janeiro de 02	10,7%	10,6%	-0,1%	julho de 01	11,8%	14,1%	2,3%
				julho de 00	9,40	8,9%	-0,5%
Média	8,5%	8,3%	-0,1%	Média	8,1%	8,2%	0,1%

Os resultados demonstraram a aplicabilidade do modelo parcimonioso Md 01P, durante os meses de janeiro e julho em ilha solteira, permitindo uma redução significativa no número de variáveis utilizadas no treinamento das redes neurais (redução de 11 para 4).

Na comparação com o modelo 01, modelo proposto originalmente, o Md 01P apresentou desempenhos satisfatórios, apresentando médias de desvios que variaram entre 0,1 % (para menos) e 0,1% (para mais). Os resultados demonstraram melhor capacidade de reprodução do Md 01 durante o mês de janeiro, período de maior incidência da irradiação na região.

Vale a pena destacar que durante os testes para o modelo 01 a variação do RMSE, entre os trinta modelos de melhor desempenho, foi de apenas 0,5% ocorrendo numa faixa de 5,0% a 5,5%. Verificou-se ainda que durante estes testes o modelo Md 01P destacou-se entre

esses trinta modelos com um RMSE de 5,2%.

Análise para o modelo 02

A análise foi realizada de maneira análoga à do modelo 01, inicialmente, avaliou-se o desempenho, isolado, de cada uma das variáveis para estimar a irradiação solar global diária, Tabela 35.

Tabela 35: Desempenho, isolado, para estimar a irradiação solar durante o mês de janeiro de 2006 em Ilha Solteira (**modelo 02**).

Variável de entrada	RMSE	Variável de entrada	RMSE
Umidade mínima	16,2%	Umidade máxima	25,8%
Umidade média	17,1%	Velocidade do vento	26,5%
Amplitude térmica	17,6%	Temperatura mínima	27,6%
Temperatura média	19,9%	Duração do brilho solar (calculado)	27,7%
Temperatura máxima	20,0%	Precipitação pluvial	28,2%

Os resultados demonstraram que a umidade mínima e a amplitude térmica estão entre as variáveis que melhor se correlacionam com a irradiação solar. Enquanto que a velocidade do vento e a precipitação pluvial estão entre as que menos se correlacionam com a irradiação solar.

Adicionalmente foi feito um estudo das frequências das variáveis nos 30 conjuntos que apresentarão melhores desempenhos na reprodução das séries experimentais, Tabela 36.

Tabela 36: Frequência de cada uma das variáveis, nos 30 conjuntos de melhor desempenho, para janeiro de 2006 em Ilha Solteira (**modelo 02**).

Variável	Frequência
Amplitude térmica	30
Duração do brilho solar (calculado)	15
Precipitação pluvial	30
Temperatura máxima	1
Temperatura média	11
Temperatura mínima	11
Umidade máxima	11
Umidade média	16
Umidade mínima	26
Velocidade do vento	30

Além de comprovar a forte correlação entre a amplitude térmica e a irradiação solar global diária, o estudo das frequências demonstrou a relevância da presença da precipitação pluvial, da umidade mínima e da velocidade do vento no modelo 02 mais parcimonioso.

Utilizando os mesmos critérios definidos para o modelo 01, o modelo 02 mais parcimonioso selecionado foi o modelo Md 02P, que possui o conjunto de treinamento composto pela amplitude térmica, precipitação pluvial, umidade mínima e velocidade do vento.

Os resultados referentes à aplicação deste modelo estão representados na Tabela 37.

Tabela 37: Desempenho do modelo Md 02P para os meses de janeiro e julho em Ilha Solteira.

Mês	RMSE			Mês	RMSE		
	Modelo 02	Md 02P	Desvio		Modelo 02	Md 02P	Desvio
janeiro de 06	15,5%	14,8%	-0,7%	julho de 06	8,70%	7,20%	-1,5%
janeiro de 05	13,9%	14,9%	1,0%	julho de 05	10,70%	10,60%	-0,1%
janeiro de 04	14,5%	14,1%	-0,4%	julho de 04	15,00%	17,30%	2,3%
janeiro de 03	15,6%	16,2%	0,6%	julho de 03	11,40%	10,70%	-0,7%
janeiro de 02	12,0%	12,5%	0,5%	julho de 01	11,50%	15,00%	3,5%
				julho de 00	14,00%	14,70%	0,7%
Média	14,3%	14,5%	0,2%	Média	11,9%	12,6%	0,7%

Os resultados acima demonstraram a aplicabilidade do modelo parcimonioso Md 02P, durante os meses de janeiro e julho em ilha solteira, permitindo uma redução significativa no número de variáveis utilizadas nos treinamentos das redes neurais (redução de 10 para 4).

Na comparação com o modelo 02, modelo proposto originalmente, o Md 02P apresentou desempenhos satisfatórios, apresentando aumentos nas médias dos desvios de apenas 0,2% (para mais) em janeiro e 0,7% (para mais) em julho.

Durante os testes para o modelo 02 a variação do RMSE, entre os trinta modelos de melhor desempenho, foi de apenas 0,2% ocorrendo numa faixa de 14,8% a 15,0%.

Verificou-se ainda que durante estes testes o modelo Md 02P destacou-se entre esses trinta modelos com um RMSE de 14,8%.

Utilização de janelas de contexto

A partir da suposição de que os valores assumidos em um determinado dia pelas variáveis meteorológicas utilizadas nos modelos parcimoniosos estão correlacionados com os valores dos dias anteriores, analisou-se a possível contribuição destas auto correlações na estimativa da irradiação solar global diária para os meses de janeiro e julho na localidade de Ilha Solteira.

Nos experimentos foram utilizadas janelas de tempo variando entre 1 e 3, na duração do brilho solar (experimental), na umidade mínima e na precipitação pluvial. Durante os estudos, não foi verificada nenhuma melhora no desempenho do modelo Md 01P.

As simulações realizadas utilizando janelas de tempo variando entre 1 e 3, na amplitude térmica, precipitação pluvial, umidade mínima e velocidade do vento, variáveis que formam o conjunto de treinamento do modelo Md 02P, demonstraram que o modelo parcimonioso Md 02PJ, contendo uma janela de tempo de três dias para a amplitude térmica e janelas de tempo de dois dias para as demais variáveis, foi o que apresentou melhor desempenho no aperfeiçoamento dos resultados obtidos.

A contribuição da inclusão das janelas de tempo para melhorar o desempenho do modelo Md 02P durante os meses de janeiro e julho em Ilha Solteira pode ser verificada a partir dos resultados apresentados na Tabela 38.

Tabela 38: Comparação dos desempenhos dos modelos parcimoniosos Md 02P, com e sem janelas de tempo para o mês de janeiro em Ilha solteira.

Mês	RMSE			Mês	RMSE		
	Md 02P	Md 02PJ	Desvio		Md 02P	Md 02PJ	Desvio
janeiro de 06	14,9%	15,3%	0,4%	julho de 06	7,2%	9,1%	1,9%
janeiro de 05	14,9%	14,6%	-0,3%	julho de 05	10,6%	9,5%	-1,1%
janeiro de 04	14,1%	12,8%	-1,3%	julho de 04	17,3%	18,7%	1,4%
janeiro de 03	16,2%	15,8%	-0,4%	julho de 03	10,7%	10,6%	-0,1%
janeiro de 02	12,5%	10,6%	-1,9%	julho de 01	15,0%	12,8%	-2,2%
				julho de 00	14,7%	14,1%	-0,6%
Média	14,5%	13,8%	-0,7%	Média	12,6%	12,5%	-0,1%

A aplicabilidade das janelas de contexto no modelo Md 02P pode ser comprovada pelas reduções de 0,7% e 0,1 % nas médias dos desvios dos erros para os meses de janeiro e julho respectivamente, ocasionando reduções que variam entre 5% e 1% no RMSE médio dos respectivos meses.

4.2.2 Comparação entre o modelo de Graham e o de RNA

Após a realização dos estudos que comprovaram a viabilidade da utilização dos modelos de Graham et al (1988) e dos modelos de RNA para gerar séries sintéticas capazes de reproduzir as características estatísticas das séries diárias da irradiação solar global diária, foram comparados os desempenhos das duas metodologias na reprodução das séries experimentais diárias da transmitância atmosférica (K_t). A comparação foi realizada apenas com relação às principais características estatísticas das séries históricas, já que este é o objetivo do modelo proposto por Graham.

Foram avaliadas séries sintéticas de K_t , obtidas diretamente pelo modelo de Graham ou provenientes das séries da irradiação solar global diária geradas pela RNA, correspondentes ao mês de janeiro, entre os anos de 2002 a 2006 em Ilha Solteira.

Durante a geração das séries, pela RNA, foram utilizados os modelos Md 01P (duração do brilho solar, umidade mínima, temperatura mínima e pluviosidade), o Md 02P

(amplitude térmica, precipitação pluvial, umidade mínima e velocidade do vento) e o Md 02PJ (janela de tempo de três dias para a amplitude térmica e janelas de tempo de dois dias para as demais variáveis).

Na Tabela 39, estão representadas as principais características estatísticas das séries experimentais de K_t , e das séries sintéticas de K_t obtidas através modelo de Graham e pela RNA.

Tabela 39: Principais características estatísticas das séries de K_t .

Modelos	Estatísticas descritivas						
	$\overline{K}_t$	σ	Assimetria	Kurtose	$K_{t \min}$	$K_{t \max}$	ϕ_1
Dados	0,48	0,16	moderada	Leptocúrtica	0,08	0,74	0,55
Md 01P (RNA)	0,51	0,13	moderada	Leptocúrtica	0,18	0,69	0,45
Md 02P (RNA)	0,51	0,12	moderada	Plactocúrtica	0,13	0,70	0,61
Md 02PJ (RNA)	0,51	0,12	moderada	Leptocúrtica	0,15	0,71	0,55
Graham	0,52	0,15	moderada	Plactocúrtica	0,01	0,74	0,50

Os resultados demonstraram a capacidade dos modelos para reproduzir satisfatoriamente o valor médio mensal da transmitância atmosférica ($\overline{K}_t$), o desvio padrão (σ), o valor máximo de K_t , e o coeficiente de autocorrelação parcial de primeira ordem ϕ_1 .

No caso da reprodução dos valores mínimos de K_t , os modelos não reproduziram satisfatoriamente esta medida. Sendo que no caso das RNA, verificou-se que o modelo tende a superestimar a medida.

No que se refere ao formato da distribuição de probabilidade das séries experimentais, todos os modelos reproduziram adequadamente a classificação da assimetria. Já no caso do excesso de kurtose, com exceção dos modelos de Graham e o Md 02P (RNA), a classificação foi realizada de maneira adequada.

Apesar dos bons resultados apresentados pelas duas metodologias, comprovando suas capacidades para geração de dados de entradas que podem ser utilizados na avaliação e simulação de sistemas solares submetidos a regime de longo prazo, as séries sintéticas

provenientes do modelo de Graham não podem ser utilizadas em procedimentos de avaliação ou dimensionamento mais aperfeiçoados, que utilizam a série da irradiação solar conjuntamente com outras séries de variáveis meteorológicas coletadas simultaneamente como, por exemplo, no caso de um dimensionamento de um sistema solar térmico que necessita de séries simultâneas da irradiação solar, da temperatura ambiente e da velocidade do vento.

4.3 Interpolação espacial

4.3.1 Desempenhos de RNA, PMC e RBF na interpolação espacial

Média mensal, desvios médios quadráticos e autocorrelação parcial de primeira ordem

As estimativas realizadas pelas RNA, utilizando a arquitetura e os conjuntos de dados descritos no capítulo 3.2, foram comparadas estatisticamente com as séries experimentais obtendo-se os valores da média diária mensal, do RMSE e do coeficiente de autocorrelação parcial de primeira ordem (ϕ_1) das séries temporais, apresentados nas Tabelas 40 a 42.

Tabela 40: Média diária mensal para o mês de Novembro.

Séries	Média diária mensal (MJ/m ²)						
	Araripina	Arcoverde	Floresta	Ouricuri	Petrolina	S.M. da Boa Vista	Serra Talhada
Dados	22,3	26,1	23,6	22,3	22,7	24,3	23,7
PMC	22,7	24,0	23,6	22,3	22,7	24,3	25,8
FBR	22,5	24,6	23,8	22,4	20,1	22,5	24,4

Tabela 41: RMSE, entre os valores experimentais e calculados.

Séries	RMSE						
	Araripina	Arcoverde	Floresta	Ouricuri	Petrolina	S.M. da Boa Vista	Serra Talhada
PMC	17,8%	15,4%	12,0%	16,1%	17,9%	14,9%	14,8%
FBR	18,5%	13,1%	15,4%	16,5%	19,5%	17,3%	12,7%

Tabela 42: Coeficiente de autocorrelação parcial de primeira ordem.

Séries	Coeficiente de auto correlação parcial de primeira ordem (ϕ_1)						
	Araripina	Arcoverde	Floresta	Ouricuri	Petrolina	S.M. da Boa Vista	Serra Talhada
Dados	0,55	0,39	0,43	0,39	0,51	0,61	0,51
PMC	0,68	0,74	0,69	0,59	0,57	0,56	0,44
FBR	0,36	0,27	0,54	0,55	0,59	0,64	0,44

Os resultados obtidos para a média diária mensal demonstraram a capacidade dos dois tipos de redes, PMC e FBR, para reproduzir satisfatoriamente a variável, uma vez que para ambos os modelos os desvios, em relação aos valores experimentais ficaram abaixo de 12%, sendo que em cinco das sete localidades este desvio foi inferior a 5%.

Quando da avaliação do RMSE, entre os valores experimentais e calculados, verificou-se um bom desempenho para os dois modelos com resultados variando entre 12% e 20%, não havendo diferença significativa entre os desempenhos dos modelos.

Os resultados demonstraram dificuldades referentes à capacidade de reprodução do coeficiente de autocorrelação parcial de primeira ordem, para os dois modelos, pois apenas três localidades, do total de sete, apresentaram desvios menores que 20%.

A dificuldade dos dois modelos de RNA, para reproduzir a variabilidade das séries experimentais diárias da irradiação solar global diária, pode ser verificada a partir das Figuras 38 e 39 onde estão representadas as séries experimentais e sintéticas para Arcoverde (maior média mensal) e Ouricuri (menor média mensal).

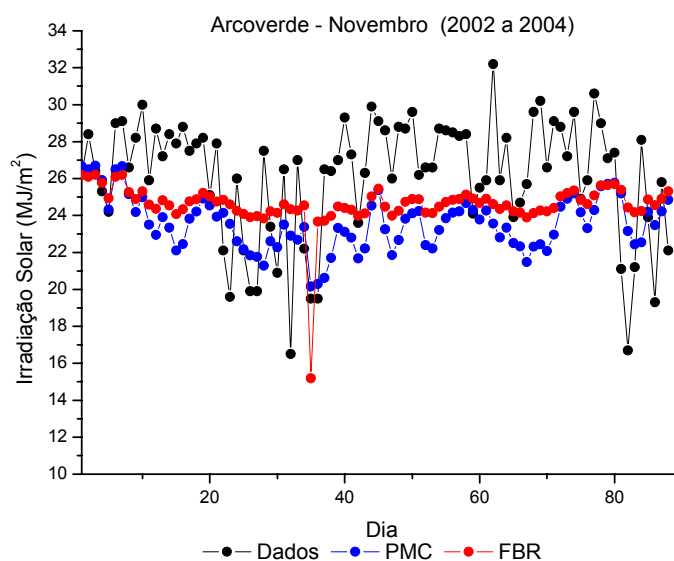


Figura 38: Séries diárias experimentais e calculadas para o mês de novembro em Arcoverde.

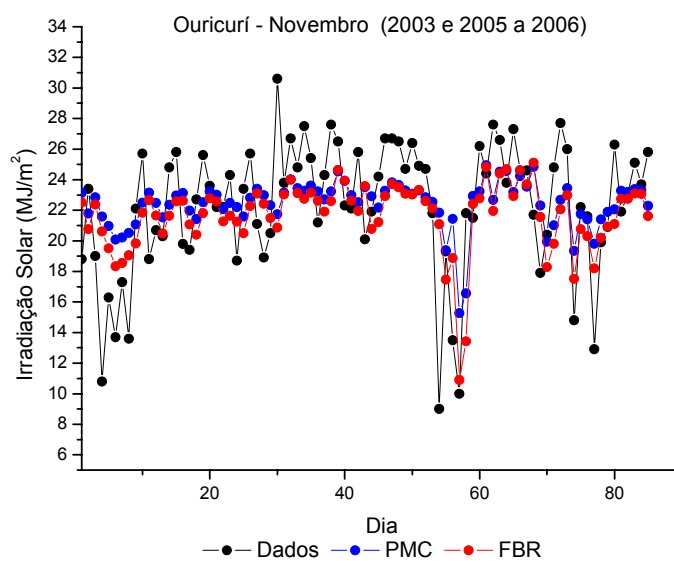


Figura 39: Séries diárias experimentais e calculadas para o mês de Novembro em Ouricuri.

A partir dos resultados apresentados não ficou comprovado o melhor desempenho de um modelo em relação ao outro, na reprodução da variabilidade das séries experimentais.

4.3.2 Interpolação espacial da irradiação solar diária, mediante RNA do tipo PMC, em localidades do Sertão de Pernambuco

Desvios médios quadráticos e autocorrelação de primeira ordem

As estimativas realizadas pelas RNA, utilizando a arquitetura e os conjuntos de dados descritos no capítulo 3, foram comparadas estatisticamente com as séries experimentais, obtendo-se os valores do RMSE e do coeficiente de autocorrelação parcial de primeira ordem (ϕ_1) das séries temporais, apresentados nas Tabelas 43 a 46.

Tabela 43: RMSE, entre os valores experimentais e calculados para os meses de janeiro a junho.

Localidade	janeiro	fevereiro	março	abril	maio	junho
Araripina	21,5%	20,5%	20,4%	21,2%	17,4%	17,1%
Arcoverde	18,9%	18,5%	15,6%	16,4%	17,4%	16,4%
Floresta	23,8%	17,9%	17,3%	24,6%	20,2%	22,9%
Ouricuri	19,1%	26,1%	21,4%	16,9%	25,9%	24,2%
Petrolina	21,0%	22,3%	20,2%	19,0%	16,6%	29,3%
S.M.B.Vista	19,2%	21,8%	17,0%	18,1%	22,6%	22,7%
S.Talhada	27,2%	17,1%	19,6%	15,9%	22,9%	26,3%

Tabela 44: RMSE, entre os valores experimentais e calculados para os meses de julho a dezembro.

Localidade	julho	agosto	setembro	outubro	novembro	dezembro
Araripina	16,3%	12,1%	14,6%	13,7%	19,0%	19,3%
Arcoverde	27,7%	18,2%	14,4%	13,8%	14,4%	16,0%
Floresta	23,3%	17,2%	19,2%	14,4%	11,4%	17,8%
Ouricuri	22,9%	21,4%	17,1%	14,5%	15,9%	16,6%
Petrolina	17,2%	20,0%	13,5%	11,1%	17,5%	17,6%
S.M.B.Vista	18,6%	16,7%	16,1%	12,9%	15,0%	16,7%
S.Talhada	21,2%	17,8%	14,4%	14,6%	13,8%	19,3%

Tabela 45: Coeficiente de autocorrelação de primeira ordem, das séries experimentais e calculadas, para os meses de janeiro a junho.

localidade	Coeficiente de auto correlação parcial de primeira ordem Φ_1											
	janeiro		fevereiro		março		abril		maio		junho	
	Dados	RNA	Dados	RNA	Dados	RNA	Dados	RNA	Dados	RNA	Dados	RNA
Araripina	0,37	0,63	0,26	0,46	0,26	0,49	0,26	0,43	0,36	0,68	0,37	0,56
Arcoverde	0,42	0,51	0,34	0,56	0,39	0,59	0,31	0,42	0,24	0,52	0,23	0,59
Floresta	0,41	0,35	0,37	0,45	0,31	0,45	0,41	0,36	0,45	0,63	0,24	0,40
Ouricuri	0,40	0,50	0,30	0,32	0,28	0,51	0,25	0,49	0,30	0,33	0,23	0,37
Petrolina	0,22	0,43	0,50	0,44	0,31	0,13	0,25	0,61	0,38	0,51	0,18	0,56
S.M.B.Vista	0,45	0,51	0,18	0,38	0,39	0,62	0,29	0,39	0,29	0,53	0,23	0,49
S.Talhada	0,47	0,48	0,43	0,48	0,37	0,23	0,28	0,38	0,36	0,23	0,18	0,37
Média mensal	0,39	0,49	0,34	0,44	0,33	0,43	0,29	0,44	0,34	0,49	0,24	0,48

Tabela 46: Coeficiente de autocorrelação de primeira ordem, das séries experimentais e calculadas, para os meses de julho a dezembro.

localidade	Coeficiente de auto correlação parcial de primeira ordem Φ_1											
	julho		agosto		setembro		outubro		novembro		dezembro	
	Dados	RNA	Dados	RNA	Dados	RNA	Dados	RNA	Dados	RNA	Dados	RNA
Araripina	0,28	0,52	0,31	0,62	0,26	0,49	0,31	0,52	0,55	0,55	0,54	0,35
Arcoverde	0,26	0,45	0,18	0,47	0,38	0,58	0,35	0,61	0,39	0,71	0,48	0,44
Floresta	0,34	0,38	0,31	0,54	0,43	0,40	0,20	0,58	0,43	0,49	0,39	0,39
Ouricuri	0,27	0,50	0,33	0,31	0,44	0,52	0,32	0,48	0,39	0,42	0,34	0,31
Petrolina	0,28	0,61	0,24	0,49	0,48	0,41	0,38	0,38	0,51	0,59	0,45	0,35
S.M.B.Vista	0,37	0,40	0,26	0,47	0,28	0,49	0,31	0,53	0,61	0,56	0,61	0,40
S.Talhada	0,46	0,48	0,19	0,40	0,22	0,49	0,35	0,49	0,51	0,42	0,46	0,36
Média mensal	0,32	0,48	0,26	0,47	0,35	0,48	0,32	0,51	0,48	0,53	0,47	0,37

Quando da avaliação do RMSE entre os valores experimentais e calculados, fundamentada nas considerações anteriores de que os valores mínimos são medidos com erros instrumentais bastante elevados, verificou-se um bom desempenho do modelo com resultados variando entre 11% e 29% sendo que do total de 84 meses, 62 apresentam $\text{RMSE} \leq 20\%$.

O modelo reproduziu o coeficiente de autocorrelação parcial de primeira ordem, com um desvio máximo de 20% para 26 meses, de um total de 84.

O bom desempenho do modelo foi mais evidente para os meses de maior incidência de irradiação na região, setembro outubro e novembro, quando foram obtidas estimativas para o coeficiente de autocorrelação de primeira ordem com um desvio máximo de 20% para 10 meses de um total de 21.

As Figuras de 40 a 46 mostram as séries para os meses de julho e novembro em cada localidade, onde se pode constatar a capacidade do modelo para acompanhar bem as

variabilidades das séries experimentais.

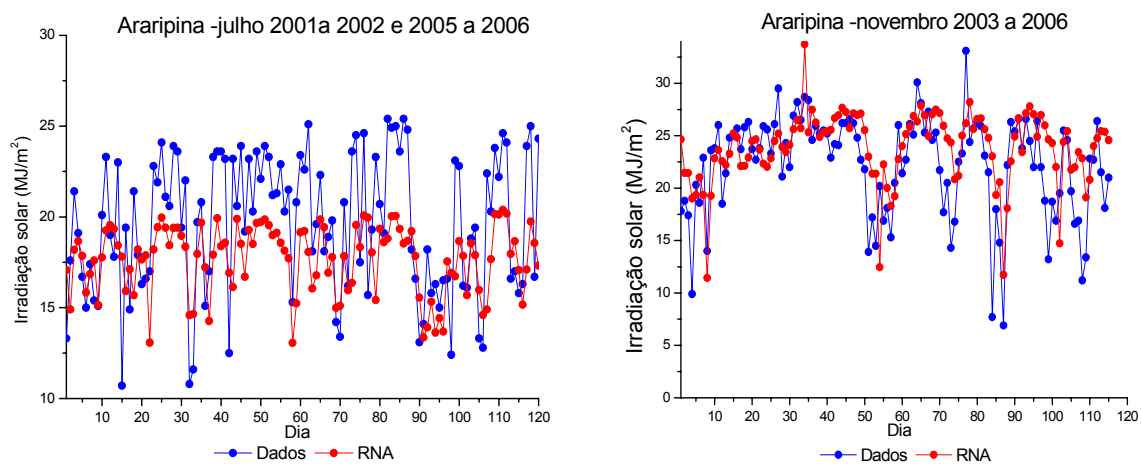


Figura 40: Séries experimentais e calculadas, da irradiação solar global diária para os meses de julho e novembro em Araripina.

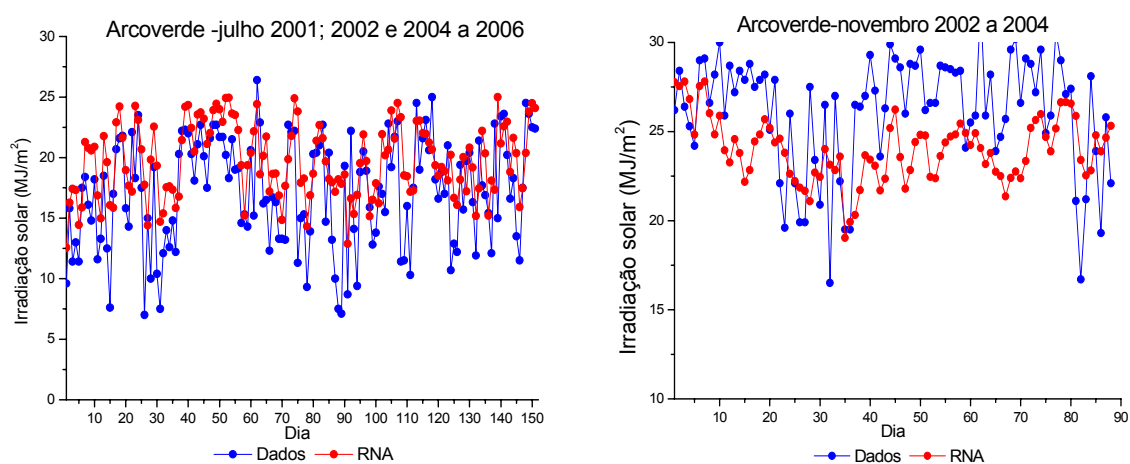


Figura 41: Séries experimentais e calculadas, da irradiação solar global diária para os meses de julho e novembro em Arcoverde.

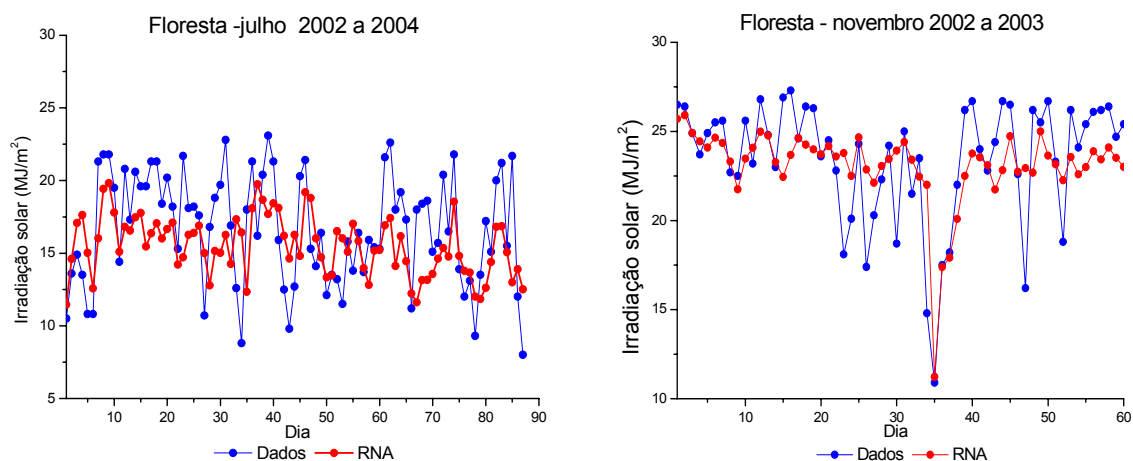


Figura 42: Séries experimentais e calculadas, da irradiação solar global diária para os meses de julho e novembro em Floresta.

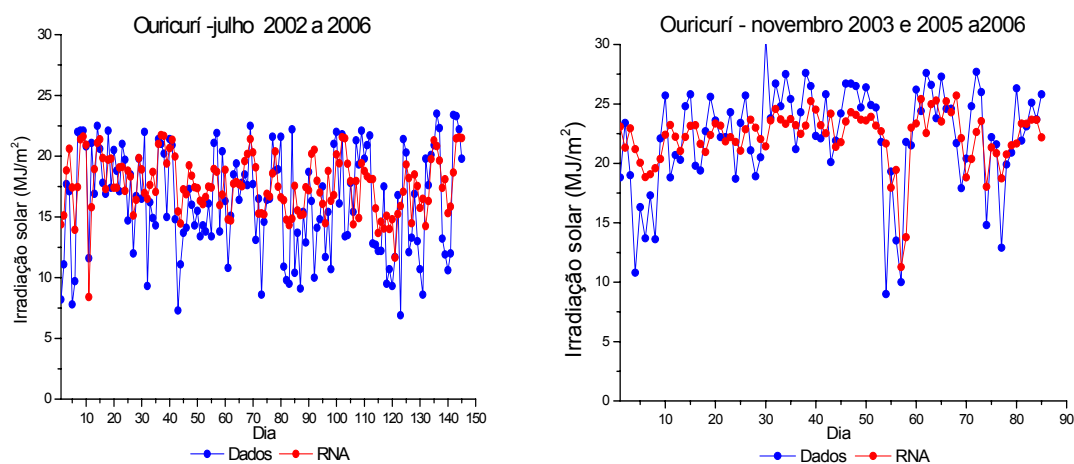


Figura 43: Séries experimentais e calculadas, da irradiação solar global diária para os meses de julho e novembro em Ouricuri.

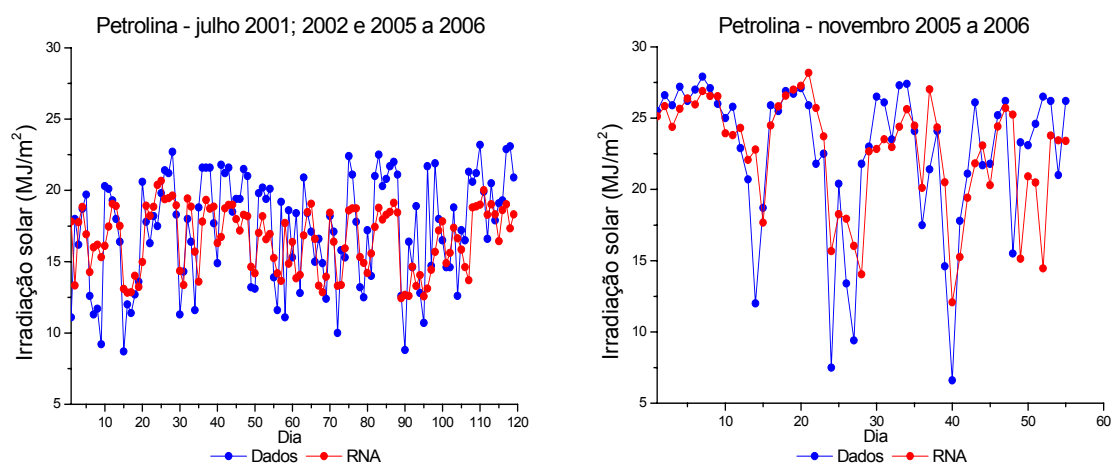


Figura 44: Séries experimentais e calculadas, da irradiação solar global diária para os meses de julho e novembro em Petrolina.

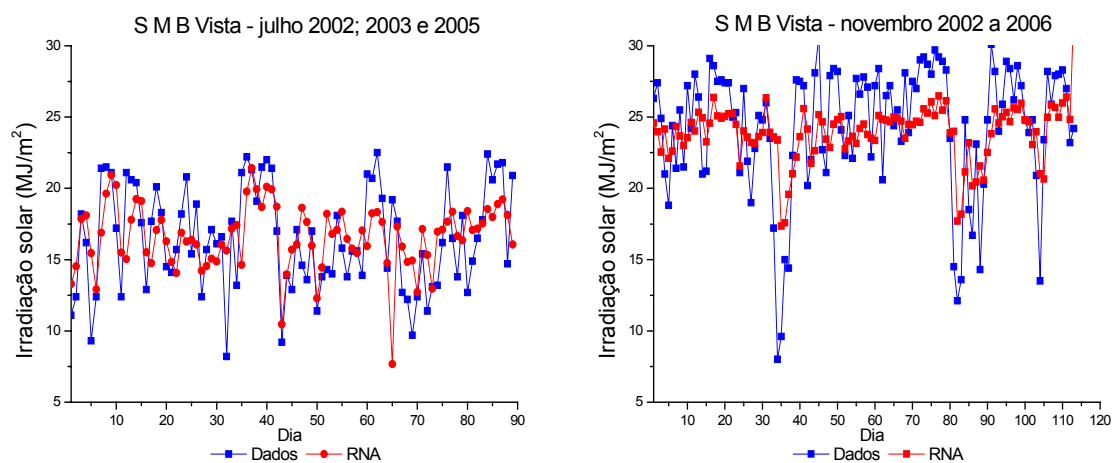


Figura 45: Séries experimentais e calculadas, da irradiação solar global diária para os meses de julho e novembro em Santa Maria da Boa Vista.

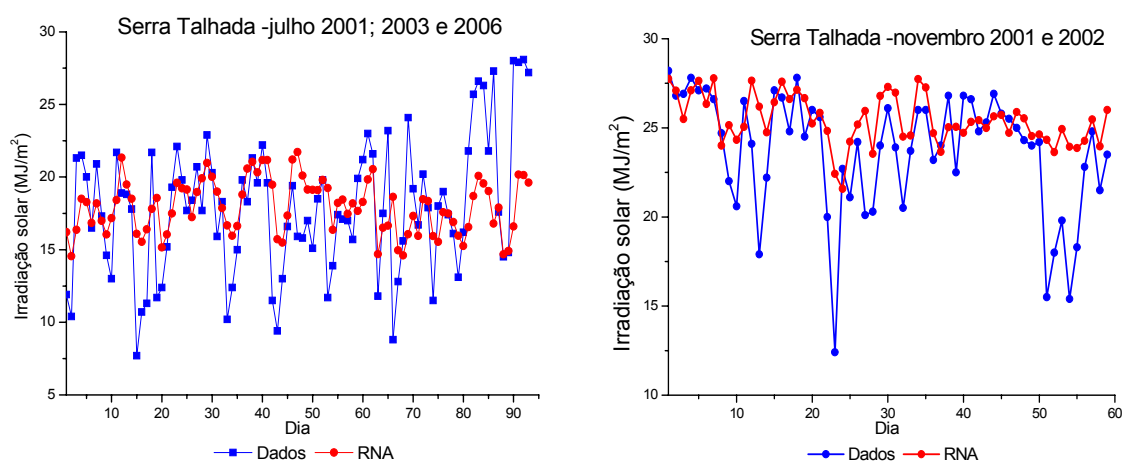


Figura 46: Séries experimentais e calculadas, da irradiação solar global diária para os meses de julho e novembro em Serra Talhada.

A irradiação solar média

Durante a avaliação do modelo analisou-se também os valores da irradiação média do período pois, uma boa reprodução dessa medida configura-se como requisito básico para a simulação de sistemas solares submetidos a regime estocástico diário e a avaliação de desempenho dos sistemas solares a longo prazo, Tabela 47.

Tabela 47: Irradiação média diária mensal das séries experimentais e sintéticas para os meses de janeiro a dezembro.

Mês	Média mensal da irradiação global diária (MJ/m ²)							
	Araripina	Arcoverde	Floresta	Ouricuri	Petrolina	S.M.B.Vista	S.Talhada	Média mensal
janeiro (dados)	17,9	21,5	22,8	19,4	21,3	21,4	18,7	20,4
janeiro (RNA)	17,6	21,4	22,4	18,6	22,3	21,0	21,6	20,7
fevereiro (dados)	19,6	22,9	22,3	20,1	20,0	21,3	22,6	21,3
fevereiro (RNA)	19,0	21,9	21,2	19,0	20,1	21,6	21,9	20,7
março (dados)	19,7	22,5	22,4	20,9	21,5	20,5	21,7	21,3
março (RNA)	19,6	22,2	22,4	19,8	20,4	21,1	23,5	21,3
abril (dados)	19,0	21,2	19,9	18,5	18,9	20,2	20,8	19,8
abril (RNA)	17,9	21,2	20,1	19,2	21,5	18,5	20,3	19,8
maio (dados)	18,5	18,9	16,4	17,6	17,4	16,5	19,3	17,8
maio (RNA)	17,8	18,7	17,0	15,8	17,1	16,9	19,1	17,5
junho (dados)	18,5	15,3	14,9	14,5	15,2	15,3	16,0	15,7
junho (RNA)	17,0	17,4	13,7	16,4	16,0	13,6	15,8	15,7
julho (dados)	19,7	17,2	16,7	16,3	17,3	16,5	17,3	17,3
julho (RNA)	19,6	20,3	15,3	17,7	17,5	17,3	17,5	17,9
agosto (dados)	22,9	20,0	18,6	19,1	19,8	20,2	20,9	20,2
agosto (RNA)	22,6	21,1	17,9	20,2	20,0	20,1	21,5	20,5
setembro (dados)	24,4	23,7	22,5	23,3	23,3	22,4	23,2	23,3
setembro (RNA)	24,6	24,0	23,7	23,8	23,0	23,3	23,2	23,7
outubro (dados)	24,7	25,1	24,5	23,7	23,8	24,6	23,5	24,3
outubro (RNA)	24,4	25,9	24,4	23,3	23,4	23,8	23,7	24,1
novembro (dados)	22,3	26,1	23,6	22,3	22,7	24,3	23,7	23,6
novembro (RNA)	23,8	24,0	23,1	22,2	22,7	23,9	25,4	23,6
dezembro (dados)	20,9	22,6	25,6	21,6	22,4	23,6	22,2	22,7
dezembro (RNA)	21,5	22,3	25,2	22,2	22,1	22,5	25,2	23,0

A partir dos valores observados pode-se constatar que o modelo reproduz de forma satisfatória a média diária mensal da irradiação solar global pois, a maior diferença em relação às medidas experimentais foi de 18% sendo que do total de 84 meses analisados, 76 apresentaram desvios menores ou iguais a 10% e 58 desvios menores ou iguais a 5%.

Nas figuras 47 e 48 estão representados os valores experimentais (com um desvio padrão de cada lado, linha tracejada) e calculados da média mensal diária da irradiação solar global para os meses de junho e novembro, meses de menor e maior incidência da irradiação solar na região. Verifica-se o bom desempenho do modelo para estimar a variável, principalmente para o mês de novembro, uma vez que para a grande maioria das localidades a diferença foi menor que um desvio padrão (1,4 MJ/m² para os dois meses).

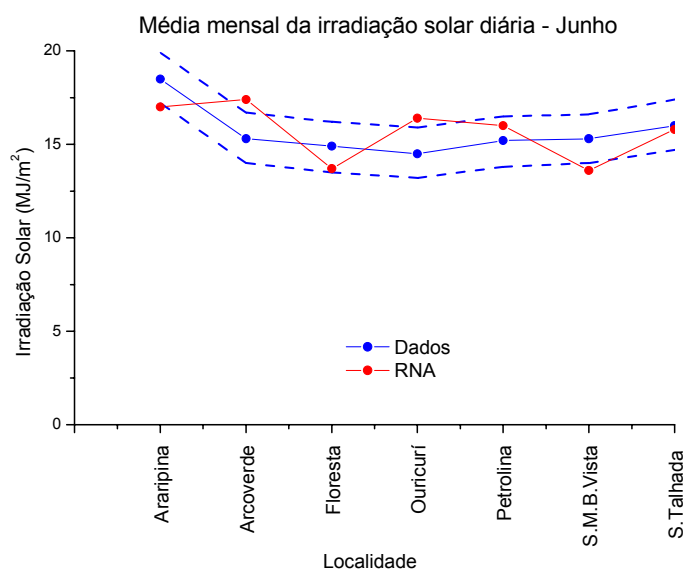


Figura 47: Média mensal diária da irradiação solar global para toda a região (junho).

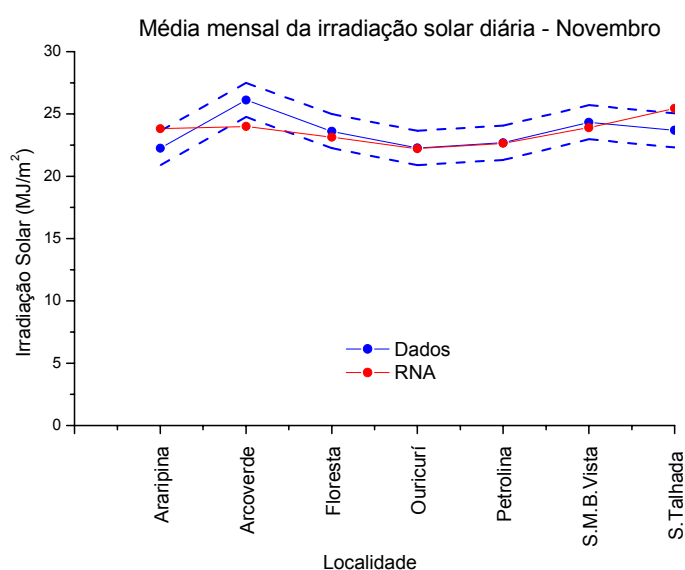


Figura 48: Média mensal diária da irradiação solar global para toda a região (novembro).

Após a comprovação da viabilidade da utilização da interpolação espacial via RNA para produzir dados de entradas utilizados na simulação de sistemas solares, acrescentou-se ao conjunto de treinamento das redes neurais, descrito na Tabela 42, os valores diários da umidade mínima para a realização de estudos visando um modelo mais parcimonioso.

4.3.2.1 A definição do modelo mais parcimonioso

A seleção do modelo parcimonioso adequado foi realizada a partir da análise da relevância da inclusão de cada uma das variáveis no conjunto de treinamento da rede neural, avaliando-se os resultados médios produzidos após execução de 5 estimativas da irradiação solar global diária, produzidas por cada uma das combinações possíveis de configurações do conjunto de treinamento. As estimativas foram realizadas para o mês de novembro, mês de maior incidência da irradiação na região, na localidade de Ouricuri.

Durante a análise foram estudadas combinações que variaram desde os conjuntos de treinamento formados por quatro variáveis, já que a presença da latitude, da longitude e da altitude era obrigatória, até o conjunto formado por todas variáveis disponíveis, perfazendo um total de 137 possibilidades. Além das séries diárias da irradiação solar global, variável alvo, utilizou-se como entradas as séries temporais diárias referentes às demais variáveis meteorológicas disponíveis no conjunto de dados utilizados neste estudo.

Inicialmente, foram avaliados os desempenhos dos conjuntos formados por cada uma das variáveis acrescentada em um conjunto primário, referente às três variáveis geográficas, para estimar a irradiação solar, tabela 48.

Tabela 48: Desempenho de cada uma das variáveis meteorológicas, acrescentada ao conjunto base, para estimar a irradiação solar durante o mês de novembro em Ouricuri.

Variáveis de entrada	RMSE
Latitude; Longitude; Altitude; Umidade mínima	12,9%
Latitude; Longitude; Altitude; Amplitude térmica	17,1%
Latitude; Longitude; Altitude; Temperatura máxima	18,9%
Latitude; Longitude; Altitude; Temperatura mínima	19,8%
Latitude; Longitude; Altitude; Precipitação pluvial	20,3%

Os resultados demonstraram melhor desempenho do conjunto que contem a umidade mínima, seguido pelo conjunto que contem a amplitude térmica.

Adicionalmente foi feito um estudo das frequências das variáveis nos 30 conjuntos que apresentarão melhores desempenhos na reprodução das séries experimentais, Tabela 49.

Tabela 49: Freqüência das variáveis meteorológicas nos 30 modelos de melhor desempenho para estimar a irradiação solar durante o mês de novembro em Ouricuri.

Variável	Freqüência
Amplitude térmica	18
Umidade mínima	30
Precipitação pluvial	6
Temperatura máxima	15
Temperatura mínima	16

A partir do estudo das freqüências, pode-se destacar a relevância da umidade mínima, presente em todos os 30 modelos, e da amplitude térmica presente em 18 dos trinta modelos.

A inclusão da variável no modelo mais parcimonioso foi definida a partir dos seguintes critérios: acrescentada ao conjunto primário, deve apresentar um bom desempenho para estimar a irradiação solar global diária ou apresentar freqüência elevada entre os 30 melhores modelos. Portanto, o modelo selecionado foi o modelo Md IEP, que possui o conjunto de treinamento composto pela latitude, longitude, altitude, amplitude térmica e umidade mínima.

Durante os testes para a seleção do modelo parcimonioso, a variação do RMSE entre os trinta modelos de melhor desempenho foi de apenas 1,1% ocorrendo numa faixa de 10,2% a 11,3%. Verificou-se ainda que durante estes testes o modelo Md IEP apresentou um RMSE de 11,0%.

A avaliação da viabilidade do modelo parcimonioso Md IEP, para melhorar os resultados obtidos pelo modelo Md IE, proposto originalmente, foi realizada a partir dos resultados obtidos durante a realização das estimativas da irradiação solar global diária nas sete localidades estudadas, durante os meses de julho e novembro, Tabelas 50 a 52.

Tabela 50: RMSE obtidos pelos modelos para julho e novembro.

Localidade / Mês	RMSE			Localidade / Mês	RMSE		
	Md IE	MdIEP	Desvio		Md IE	MdIEP	Desvio
Araripina / julho	16,3%	12,3%	-4,0%	Araripina / novembro	19,0%	12,3%	-6,7%
Arcoverde / julho	27,7%	15,6%	-12,1%	Arcoverde / novembro	14,4%	10,4%	-4,0%
Floresta / julho	23,3%	17,3%	-6,0%	Floresta / novembro	11,4%	9,4%	-2,0%
Ouricuri / julho	22,9%	20,2%	-2,7%	Ouricuri / novembro	15,9%	10,0%	-5,9%
Petrolina / julho	17,2%	13,2%	-4,0%	Petrolina / novembro	17,5%	13,9%	-3,6%
S.M. B. V. / julho	18,6%	13,3%	-5,3%	S.M.B.V. / novembro	15,0%	11,6%	-3,4%
S. Talhada / julho	21,2%	17,2%	-4,0%	S.Talhada / novembro	13,8%	9,9%	-3,9%
Média	21,2%	17,2%	-5,8%	Média	15,3%	11,1%	-4,2%

Tabela 51: Média mensal diária da irradiação global para julho e novembro.

Localidade	Médias diárias mensais (MJ/m ²)					
	julho			novembro		
	Dados	Md IE	Md IEP	Dados	Md IE	Md IEP
Araripina	19,7	19,6	19,3	22,3	23,8	21,8
Arcoverde	17,2	20,3	17,2	26,1	24,0	25,8
Floresta	16,7	15,3	16,3	23,6	23,1	23,6
Ouricuri	16,3	17,7	18,5	22,3	22,2	22,3
Petrolina	17,3	17,5	18,0	22,7	22,7	22,5
SMBV	16,5	17,3	16,4	24,3	23,9	23,0
Serra Talhada	17,3	17,5	17,5	23,7	25,4	24,5
Média dos desvios		1,0 (+)	0,6 (+)		0,9 (+)	0,4 (-)

Tabela 52: Coeficiente de autocorrelação parcial de primeira ordem (ϕ_1), para julho e novembro.

Localidade	Coeficiente de autocorrelação parcial (ϕ_1)					
	julho			novembro		
	Dados	Md IE	Md IEP	Dados	Md IE	Md IEP
Araripina	0,28	0,52	0,52	0,55	0,55	0,62
Arcoverde	0,26	0,45	0,48	0,39	0,71	0,47
Floresta	0,34	0,38	0,43	0,43	0,49	0,76
Ouricuri	0,27	0,50	0,49	0,39	0,42	0,61
Petrolina	0,28	0,61	0,55	0,51	0,59	0,65
SMBV	0,37	0,40	0,42	0,61	0,56	0,61
Serra Talhada	0,46	0,48	0,28	0,51	0,42	0,47
Média da região	0,32	0,48	0,45	0,48	0,53	0,60
Média dos desvios		0,12 (+)	0,15 (+)		0,09 (+)	0,13 (+)

Com exceção do coeficiente de autocorrelação de primeira ordem(ϕ_1), os resultados demonstraram a capacidade do modelo parcimonioso Md IEP, de melhorar os resultados obtidos pelo modelo Md IE, proposto originalmente.

Em relação ao RMSE obtido pelo Md IE, o modelo Md IEP proporcionou reduções nas médias dos desvios de 5,4% em julho e 4,2% em novembro, ocasionando reduções de 25,7% e 28,1% no RMSE médio dos respectivos meses.

No caso dos valores médios mensais, o modelo Md IEP também se mostrou capaz de melhorar os bons resultados obtidos pelo modelo Md IE, apresentando médias de desvios em relação às séries experimentais de apenas 0,6 MJ/m² (para mais) e 0,4 MJ/m² (para menos) durante os meses de julho e novembro.

Durante a reprodução de (ϕ_1) para os meses de julho e novembro nas sete localidades do Sertão de Pernambuco, utilizando o Md IEP, não foi verificada uma melhora de desempenho em relação ao modelo Md IE. Os dois modelos em questão não apresentaram resultados satisfatórios, com médias dos desvios elevadas para os dois meses.

A capacidade do modelo parcimonioso Md IEP de melhorar a reprodução da variabilidade das séries experimentais nas localidades de Araripina e Santa Maria da Boa vista, obtidas pelo modelo Md IE, pode ser verificada a partir das Figuras 49 a 52.

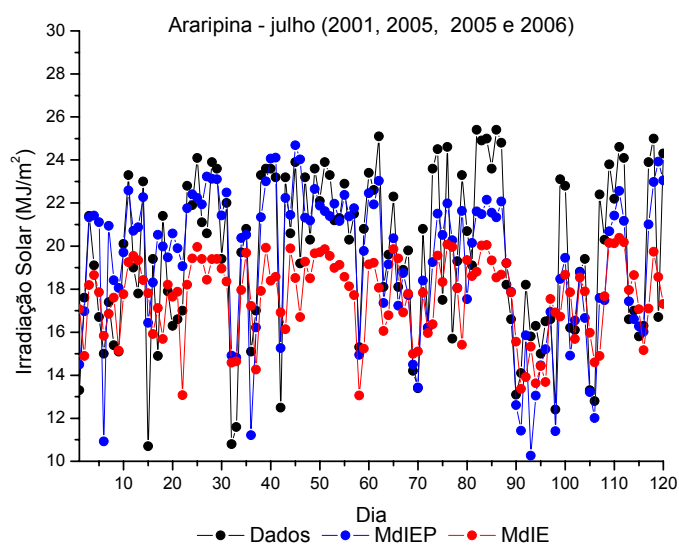


Figura 49: Séries experimentais e calculadas da irradiação solar global diária para o mês de julho em Araripina.

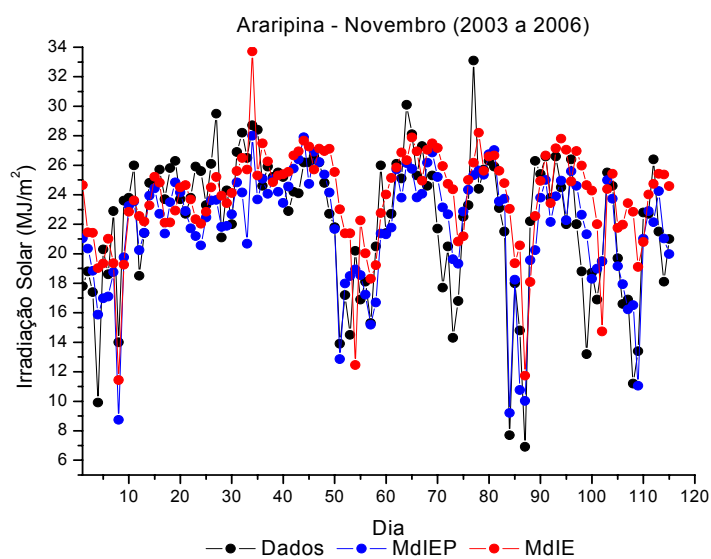


Figura 50: Séries experimentais e calculadas da irradiação solar global diária para o mês de novembro em Araripina.

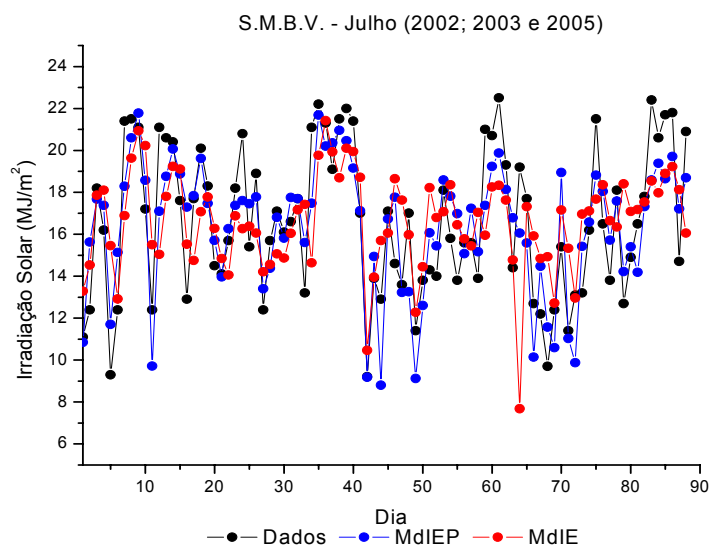


Figura 51: Séries experimentais e calculadas da irradiação solar global diária para o mês de julho em Santa Maria da Boa Vista.

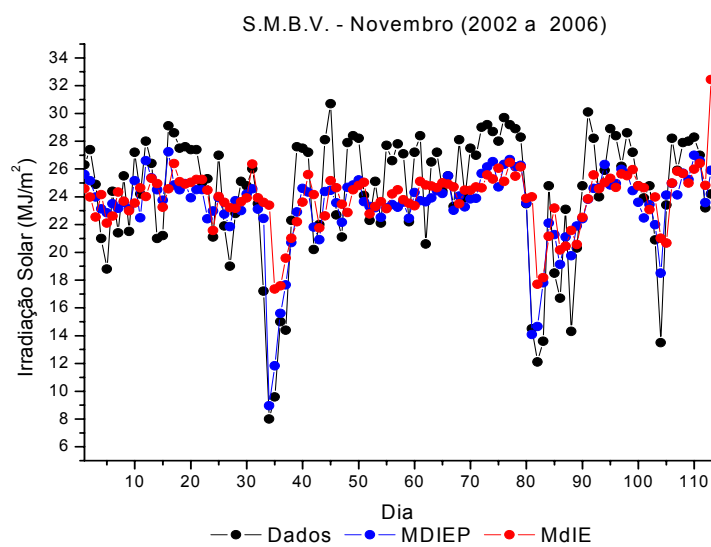


Figura 52: Séries experimentais e calculadas da irradiação solar global diária para o mês de novembro em Santa Maria da Boa Vista

4.3.2.2 Comparação entre modelos parcimoniosos utilizando RNA do tipo PMC e do tipo FBR.

Uma vez confirmada a eficiência do modelo Md IEP, desenvolvido a partir de uma rede neural do tipo perceptron de múltiplas camadas (PMC) com 6 neurônios na camada de entrada (latitude, longitude, altitude, irradiação solar global diária, amplitude térmica e umidade mínima), 30 neurônios na camada oculta e um neurônio na camada de saída (estimativa da irradiação solar), foram realizados testes no sentido de comparar os desempenhos deste modelo com os de um outro de arquitetura semelhante, desenvolvido a partir de uma RNA do tipo função de base radial (FBR), o Md IEP*, cujos resultados estão apresentados nas Tabelas 53 a 55.

Tabela 53: RMSE, obtidos pelos dois modelos de RNA, para julho e novembro.

Localidade / Mês	RMSE			Localidade / Mês	RMSE		
	Md IEP	Md IEP*	Desvio		Md IEP	Md IEP*	Desvio
Araripina/julho	12,3%	12,0%	-0,3%	Araripina/novembro	12,3%	12,3%	0,0%
Arcoverde/julho	15,6%	15,7%	0,1%	Arcoverde/novembro	10,4%	10,5%	0,1%
Floresta/julho	17,3%	17,0%	-0,3%	Floresta/novembro	9,4%	9,6%	0,2%
Ouricuri/julho	20,2%	23,2%	3,0%	Ouricuri/novembro	10,0%	10,4%	0,4%
Petrolina/julho	13,2%	12,6%	-0,6%	Petrolina/novembro	13,9%	13,9%	0,0%
S.M. B. V/julho	13,3%	13,5%	0,2%	S.M. B. V/novembro	11,6%	11,6%	0,0%
S. Talhada/julho	17,2%	16,6%	-0,6%	S. Talhada/novembro	9,9%	9,5%	-0,4%
Média	15,6%	15,8%	0,2%	Média	11,1%	11,1%	0,0%

Tabela 54: Médias diárias mensais, para julho e novembro.

Localidade	Médias diárias mensais (MJ/m ²)					
	julho			novembro		
	Dados	Md IEP	Md IEP*	Dados	Md IEP	Md IEP*
Araripina	19,7	19,3	19,5	22,3	21,8	21,3
Arcoverde	17,2	17,2	17,5	26,1	25,8	25,5
Floresta	16,7	16,3	16,1	23,6	23,6	23,8
Ouricuri	16,3	18,5	19,1	22,3	22,3	22,5
Petrolina	17,3	18,0	17,4	22,7	22,5	22,3
SMBV	16,5	16,4	16,2	24,3	23,0	23,1
Serra Talhada	17,3	17,5	17,9	23,7	24,5	24,1
Média dos desvios		0,6 (+)	0,7 (+)		0,4 (-)	0,6 (-)

Tabela 55: Estimativas de (ϕ_1) , para julho e novembro.

Localidade	Coeficiente de autocorrelação parcial (ϕ_1)					
	julho			novembro		
	Dados	Md IEP	Md IEP*	Dados	Md IEP	Md IEP*
Araripina	0,28	0,52	0,54	0,55	0,61	0,62
Arcoverde	0,26	0,48	0,44	0,39	0,48	0,47
Floresta	0,34	0,43	0,49	0,43	0,75	0,76
Ouricuri	0,27	0,49	0,41	0,39	0,57	0,61
Petrolina	0,28	0,55	0,57	0,51	0,64	0,65
SMBV	0,37	0,42	0,46	0,61	0,62	0,61
Serra Talhada	0,46	0,28	0,24	0,51	0,51	0,47
Média da região	0,32	0,45	0,45	0,48	0,60	0,60
Média dos desvios		0,18 (+)	0,19 (+)		0,13 (+)	0,11 (+)

De acordo com os valores acima, não foram verificadas diferenças significativas entre os desempenhos dos dois tipos de redes, durante a geração de séries temporais sintéticas dos valores diários da irradiação solar global para os meses de julho e novembro. Os valores obtidos para as médias dos desvios do RMSE, da média mensal diária e do coeficiente de autocorrelação parcial de primeira ordem (ϕ_1), não são suficientes para indicar o melhor desempenho de um modelo em relação ao outro.

5 CONCLUSÕES

Este estudo comprova a viabilidade da utilização de dois modelos distintos na geração das séries sintéticas da irradiação solar global diária em localidades brasileiras, demonstrando as suas aptidões para fornecer dados de entrada para a simulação de sistemas solares a longo prazo.

O primeiro modelo é estocástico baseado nos conceitos da cadeia de Markov apropriado para a irradiação solar diária, proposto por Graham et al (1988), e o segundo modelo fundamenta-se na metodologia das redes neurais artificiais (RNA).

Com relação ao modelo proposto por Graham et al (1988), as estimativas da transmitância atmosférica da irradiação solar (K_t) produzidas para as seis localidades brasileiras de grandes diferenças climáticas, apresentaram desvios, em relação à média experimentais, menores que 10% para 22 do total de 24 meses, desvios padrões com diferenças em relação aos experimentais menores que 20% em 17 dos 24 meses e classificação adequada da assimetria e do excesso de curtose para a maioria das séries analisadas, demonstrando a capacidade do modelo para reproduzir as principais características estatísticas das séries históricas.

No caso dos modelos fundamentados nas RNA, ficou comprovada a aptidão do modelo, para geração das séries sintéticas da irradiação solar global diária, a partir da utilização de duas abordagens distintas: a interpolação temporal e a interpolação espacial, sendo que para esta última não foram verificados estudos anteriores na escala de tempo diária.

De uma maneira geral, as séries geradas pelos modelos de RNA apresentaram desvios, em relação às séries experimentais, dentro da faixa de variação dos erros instrumentais (10% a 15% do actinógrafo Fuess-841) e (5% a 13% do pirâmetro LI-200X da LICOR, com deriva após 4 anos de uso).

Na interpolação temporal, quando se avaliou a capacidade da metodologia para

quatro localidades brasileiras, duas da região do Semi-árido nordestino e duas localidades de clima Temperado, foram obtidas séries diárias da irradiação solar capazes de reproduzir os valores médios diários mensais da irradiação solar experimental, com ou sem a utilização da duração do brilho solar experimental como variável de entrada, permitindo a utilização da metodologia em localidades onde a insolação experimental não é disponibilizada. A metodologia mostrou-se eficiente para a reprodução dos coeficientes de autocorrelação parcial de primeira ordem das séries experimentais, a partir da utilização da duração do brilho solar experimental como variável de entrada.

Quando da verificação do desempenho da RNA para interpolar espacialmente a irradiação solar diária global durante os doze meses do ano (séries diárias de seis anos), em sete localidades do Sertão de Pernambuco, utilizando como entradas variáveis geográficas e variáveis meteorológicas normalmente disponibilizadas, a metodologia mostrou-se capaz de reproduzir satisfatoriamente o RMSE, em relação às séries experimentais diárias e a irradiação média mensal diária. Porém nesta abordagem, o modelo não foi capaz de reproduzir os coeficientes de autocorrelação parcial de primeira ordem das séries experimentais.

Independente da abordagem utilizada comprovou-se a viabilidade do uso de modelos mais parcimoniosos, que permitiram reduções significativas no número de variáveis utilizadas no treinamento das redes neurais, para geração de séries sintéticas da irradiação solar global diária.

A inclusão da umidade mínima no modelo parcimonioso, utilizado na interpolação espacial, proporcionou reduções de 25,7% e 28,1% no RMSE médio dos meses de julho e novembro em Ouricuri.

Não foram verificadas diferenças significativas entre os desempenhos das redes neurais do tipo perceptron de múltiplas camadas (PMC) e as do tipo função de base radial (FBR), na abordagem da interpolação espacial, durante a geração de séries temporais

sintéticas dos valores diários da irradiação solar global para os meses de julho e novembro em Ouricuri.

Verificou-se que a utilização de janelas de tempo, no modelo parcimonioso da interpolação temporal que não utiliza duração do brilho solar experimental como entrada, permite uma redução entre 1% e 5% no RMSE médio dos meses de janeiro e julho em Ilha Solteira.

A comparação dos desempenhos do modelo de Graham e da RNA, mostrou que as duas metodologias reproduzem de forma satisfatória o valor médio mensal da transmitância atmosférica ($\overline{K_t}$), o desvio padrão (σ), o valor máximo de K_t , e o coeficiente de autocorrelação parcial de primeira ordem ϕ_1 .

Finalmente, o estudo demonstrou a viabilidade do uso das redes neurais artificiais para geração de séries sintéticas diárias multivariadas que podem ser utilizadas nos procedimentos modernos de simulação e avaliação de sistemas solares como, por exemplo, o dimensionamento de um sistema solar térmico que necessita de séries simultâneas da irradiação solar, da temperatura ambiente e da velocidade do vento.

A modelagem via RNA produziu a geração de séries temporais diárias suavizadas, com desvios padrões menores que os experimentais. A suavização ocorre porque os tamanhos dos conjuntos de treinamento não são grandes o suficiente para a RNA aprender satisfatoriamente a variabilidade das séries experimentais.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABRAMOWITZ, M. & STEGUN, I. A. Handbook of Mathematical Functions Dover Publications. New York, p. 930 (1972).
- ADNAN,S.; EROL,A.; MEHEMET,O.; GALIP,E.K. Use of artificial neural networks for mapping of solar potential in Turkey, Applied Energy, 77,pp. 273–286,(2004).
- AGUIAR, R. J. & COLLARES-PEREIRA,M. A time dependent, autoregressive, Gaussian model for generating synthetic hourly radiation, Solar Energy,49(3), pp.167–174, (1992).
- AGUIAR, R. J. F. Estatística da radiação solar. Notas de aulas para o IV curso de Energia Solar, Recife-Pernambuco, (1996).
- AGUIAR, R. J.; COLLARES-PEREIRA,M.; CONDE, J. P. Simple procedure for generating sequences of daily radiation values using a library of Markov transition matrices, Solar Energy,40, pp.269–279, (1988).
- AL-ALAWI, S. M. & AI-HINAI, H. A. An ANN-based approach for predicting global radiation in locations with no direct measurement instrumentation. Renewable Energy, Vol. 14,1-4, pp. 199-204, (1998).
- AMATO, U.; ANDRETTA, A.; BARTOLI, B.; COLUZZI, B.; CUOMO,V.; FONTANA F.; SERIO, C. Markov processes and Fourier analysis as a tool to describe and simulate daily solar irradiance. Solar Energy, 37, pp.179–194, (1986).
- ANGSTRÖM, A. Solar and terrestrial radiation. q. j. r. meteorol. soc., 50, pp.121–125, (1924).
- ATSU, S. S.D.; JOSEPH, A. J.; ALI AL – LAWATI Solar radiation estimation using artificial neural networks. Solar Energy, 71,pp. 307-319, (2002).
- BARTOLLI,B. J.C.; CUOMO,V.; FRANCESCA, M.; SERIO, C.; SILVETRINI,C.; TROISE, G. Statistical correlation between daily and monthly averages of solar radiation data . II Nuovo Cimento,20, mar-abr, (1977).
- BENDT, P.; COLLARES, M.; RABL, A. The frequency distribution of daily insolation values. Solar Energy 27, pp. 1-5 (1981).
- BLAKE, I. F. An introduction to applied probability. Wiley, New York, Toronto (1979).
- BOX, G. & JENKINS, G. M. Times series analysis: forecasting and control. Holden-Day Inc., San Francisco, CA, (1970).
- COMCIÊNCIA Resultado da Busca Energia que vem do Sol. dispoonível em < <http://www.comciencia.br/reportagens/2004/12/13.shtmlr> >. Acesso em 20 ago 2005.
- FRAZER, D. A. S. Probability and statistics : Theory and aplication. Wadsworth publishing Co., Inc., Belmont, Cal. (1976).

GRAHAM,V. A.; HOLLANDS, K. G. T.; UNNY, T. E. A time series model for K_t with application to global synthetic weather generation. *Solar Energy*, 40, pp.83–92, (1988).

HAYKIN, S. Redes Neurais. Princípios e práticas. Bookman,Porto Alegre,(2001), reimpressão 2004.

HOLLANDS, K. G. T. & HUGET, R. G. A probability density function for the clearness index with applications. *Solar Energy*, 30, pp. 235-253, (1982).

HONTORIA , L.; AGUILERA, J.; ZUFIRIA, P. Generation of hourly irradiation synthetic series using the neural network multilayer perceptron. *Solar Energy*, 72, 5, pp.441–446, (2002).

JENKINS, G. M. & WATTS, D. G. Spectral analysis and its applications. Holden Day, San Francisco, U.S.A. (1968).

KADRI, Y.; HUSEYIN, S.; BILAL, C.; SEDAT, K. Simulating climatic variables by using stochastic approach. *Building and environment*, 42, pp.3493-3499, (2006).

KENDALL, M. & STUART, A. The advance theory of statistics. Charles Griffin & Co. Ltd. London (1976).

KLEIN, S. A. & BECKMAN, W. A. TRNSYS A transient simulation program. *ASHRAE transactions*, 82, p.623,(1976).

LABORATÓRIO DE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL DA UFRJ Resultado da Busca Dicas de Configuração de Redes Neurais. Disponível em < [http:// www.labic.nce.ufrj.br/downloads/dicas_cfg_rna.pdf](http://www.labic.nce.ufrj.br/downloads/dicas_cfg_rna.pdf) > Acesso em 15 abr 2006.

LIU, B. Y. & JORDAN, R. C. The interrelationship and characteristic distribution of direct, diffuse and solar radiation. *Solar Energy*, 4, pp. 1-19, (1960).

MACAGNAN,M.H. Estudos de modelos de sintetização de dados de radiação solar. Dissertação do programa de pós graduação da UFRGS, Porto Alegre (1989).

MELLIT,A.; BENGHANEM,M.; HADJ,A.A.;GUESSOUM, A. A simplified model for generating sequences of global solar radiation data for isolated sites: Using artificial neural network and a library of Markov transition matrices approach. *Solar Energy*, Available online 14 March 2005.

MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA Resultado da Busca Notícias do PRODEEM. Disponível em < <http://www.mme.gov.br> >. Acesso em 20 jul 2005.

MOHANDES , M.; BALGHONAIM, A.; KASSAS, M.; REHMAN, S.; HALAWANI,T. O. Use of radial basis functions for estimating monthly mean daily solar radiation. *Solar Energy*, 68, 2, pp.161–168,(2000).

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. Modelos para previsão de series temporais. Rio de Janeiro: IMPA Instituto de Matemática Pura e Aplicada, v.2, (1981).

MURTEIRA, B. J. F.; MULLER, D. A.; TURKMAN, K. F. Análise de sucessões cronológicas. Lisboa: McGraw-Hill, 310 p,(1993).

MURTEIRA, B. J. F.; MÜLER, D. A.; TURKMAN, K. F. Análise de sucessões cronológicas. McGRAW-HILL, Alfragide, Portugal (1993).

OLIVEIRA, C. A. A.; FRAIDENRAICH, G.; FRAIDENRAICH, N.; VILELA, O. C. Desenvolvimento de um software para projeto e traçado de iso linhas de dimensionamento de sistemas fotovoltaicos de eletrificação rural. XI Congresso Ibérico e VI Congresso Ibero-Americano de Energia Solar, Portugal, (2002).

OLSETH, J. A. & SKARTVEIT, A. A probability density function for daily insolation within the temperate storm belts. Solar Energy,33, pp.533–542, (1984).

REDDY, K.S. & RAJAN, M. Solar resource estimation using artificial neural networks and comparison with other correlation models. Energy conversion and management, 44, pp. 2519-2530, (2003).

RIETVELD, M. R. A new method for estimating the regression coefficients in the formula relating solar radiation to sunshine. Agric . Meteor . ,19,p. 243,(1978).

SAUNIER, G. Y.; REDDY, A.; KUMAR, S. A monthly probability distribution function of daily global irradiation values appropriate for both tropical and temperate locations. Solar Energy, 38, pp. 169-177, (1987).

SIQUEIRA, A. N. Estudo das distribuições de probabilidade da radiação solar no Brasil Dissertação de mestrado em Tecnologias Energéticas e Nucleares da UFPE, Recife (2004).

SIQUEIRA, A. N. & C. Tiba Sequential properties and modeling of daily global horizontal solar radiation, in tropical climates. Publihed: ISES 2005 – World Congress, Florida - USA; August 2005.

TIBA, C. Relações Geométricas Terra-sol. Notas de aulas, (2001a).

TIBA, C.; FRAINDENRAICH, N.; GROSSI, H.; LYRA, F. Atlas solarimétrico para localidades brasileiras. Editora Universitária UFPE, Recife, (2001b).

TYMVIOS, F.S.; JACOVIDES, C.P.; MICHAELIDES, S.C.; SCOUTELI, C. Comparative study of Angstrom's and artificial neural networks' methodologies in estimating global solar radiation. Solar Energy,78 , pp. 752-762, (2005).

YEVJEVICH, V. Stochastic processes in hydrology. Water resources publications, Fort Collins, Colorado, U. S. A. (1972).