

CRISTIAN FELIPE ZULUAGA ARISTIZÁBAL

**ESTIMATIVA DOS COMPONENTES DO BALANÇO DE RADIAÇÃO A
PARTIR DE SENSORIAMENTO REMOTO, OBSERVAÇÃO DE SUPERFÍCIE
E REDES NEURAS ARTIFICIAIS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Meteorologia Aplicada, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

VIÇOSA
MINAS GERAIS – BRASIL
2016

**Ficha catalográfica preparada pela Biblioteca Central da Universidade
Federal de Viçosa - Câmpus Viçosa**

T

Z94e
2016

Zuluaga Aristizábal, Cristian Felipe, 1990-

Estimativa dos componentes do balanço de radiação a partir de sensoriamento remoto, observação de superfície e redes neurais artificiais / Cristian Felipe Zuluaga Aristizábal. – Viçosa, MG, 2016.

x, 43f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Inclui apêndice.

Orientador: Flávio Barbosa Justino.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa.

Referências bibliográficas: f.34-39.

1. Radiação solar. 2. Restingas. 3. Sensoriamento remoto.
4. Redes neurais artificiais. I. Universidade Federal de Viçosa.
Departamento de Engenharia Agrícola. Programa de
Pós-graduação em Meteorologia Aplicada. II. Título.

CDD 22. ed. 551.5271

CRISTIAN FELIPE ZULUAGA ARISTIZÁBAL

**ESTIMATIVA DOS COMPONENTES DO BALANÇO DE RADIAÇÃO A
PARTIR DE SENSORIAMENTO REMOTO, OBSERVAÇÃO DE SUPERFÍCIE
E REDES NEURAS ARTIFICIAIS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Meteorologia Aplicada, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

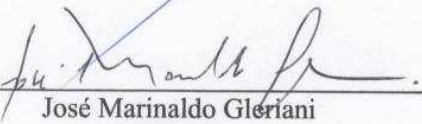
APROVADA: 27 de julho de 2016.



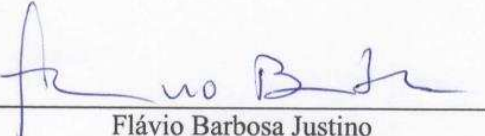
Ricardo Guimarães Andrade



Paulo José Hamakawa



José Marinaldo Gleriani
(Coorientador)



Flávio Barbosa Justino
(Orientador)

À minha mãe Olga Lucía Aristizábal Posada
Ao meu pai Vicente Zuluaga Villegas
À minha irmã Maria Ximena Zuluaga Aristizábal

AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Viçosa e ao Departamento de Engenharia Agrícola pela possibilidade de realizar o mestrado em Meteorologia Aplicada.

À Coordenação de pessoal de Nível Superior (CAPES) pela concessão da bolsa de estudos.

Ao meu orientador, prof. Flávio Barbosa Justino, pela grande oportunidade de aprendizagem que me concedeu, pelos ensinamentos, pelo respaldo e pela confiança que depositou em mim.

Ao meu coorientador, prof. José Marinaldo Gleriani, meu sentimento de mais profunda gratidão, pelos grandes ensinamentos, pela amizade e pelo respaldo durante este período de aprendizagem.

Aos meus colegas e amigos da pós-graduação, especialmente ao Álvaro, João, Sidney e Emily.

À Graça, pela disposição, diligência e ajuda. Fica aqui meu sentimento de admiração.

A todos os que participaram e contribuíram direta ou indiretamente para a realização deste trabalho.

BIOGRAFIA

CRISTIAN FELIPE ZULUAGA ARISTIZÁBAL, filho de Vicente Zuluaga Villegas e Olga Lucia Aristizábal Posada, nasceu em 15 de fevereiro de 1990 em Tulua-Valle del Cauca, Colômbia.

Iniciou o curso de Engenharia Agrícola em fevereiro de 2008, obtendo o título em junho de 2014 pela Universidad Nacional da Colômbia.

Em agosto de 2014 iniciou o curso de pós-graduação, em nível de mestrado, em Meteorologia Aplicada na Universidade Federal de Viçosa (UFV).

SUMÁRIO

| | |
|--|------|
| LISTA DE TABELAS | vi |
| LISTA DE FIGURAS..... | vii |
| LISTA DE ABREVIATURAS E SÍMBOLOS | viii |
| RESUMO..... | ix |
| ABSTRACT..... | x |
| 1. INTRODUÇÃO | 1 |
| 2. METODOLOGIA | 5 |
| 2.1 Descrição da área de estudo | 5 |
| 2.2. Aquisição e tratamento de dados..... | 6 |
| 2.3 Modelos para a estimativa da radiação de onda longa emitida pela atmosfera (ROL _{in})..... | 7 |
| 2.4 Redes Neurais Artificiais | 7 |
| 2.5 Sensoriamento Remoto | 9 |
| 3. RESULTADOS E DISCUSSÃO..... | 11 |
| 3.1 Dados observados – Radiação de onda curta | 11 |
| 3.2 Dados observados – Saldo de radiação de onda longa..... | 13 |
| 3.3 Dados observados – Balanço de radiação | 14 |
| 3.4 Modelos matemáticos e RNAs..... | 16 |
| 3.4.1 Estimativa da radiação de onda longa atmosférica (ROL _{atm})..... | 16 |
| 3.4.2 Estimativa do balanço de radiação (Rn)..... | 20 |
| 3.5 Sensoriamento Remoto | 22 |
| 3.5.1 Albedo da superfície..... | 23 |
| 3.5.2 Radiação de onda curta incidente (ROC _{inc})..... | 24 |
| 3.5.3 Radiação de onda longa emitida pela superfície (ROL _{sup})..... | 25 |
| 3.5.4 Radiação de onda longa emitida pela atmosfera (ROL _{atm})..... | 27 |
| 3.5.5 Balanço de radiação (Rn) | 28 |
| 3.5.6 Ciclo diurno do Rn (Modelo Senoidal) | 30 |
| 4. CONCLUSÕES | 32 |
| 5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS | 34 |
| 6. APÊNDICE..... | 40 |
| 6.1 Equações dos modelos clássicos. | 40 |
| 6.2 Algoritmo de Bisht et al. 2005. | 41 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|--|----|
| Tabela 1. Variáveis usadas nas redes neurais artificiais | 9 |
| Tabela 2. Produtos MODIS/Terra usados neste trabalho | 10 |
| Tabela 3. Dias selecionados para obtenção do balanço de radiação com sensoriamento remoto | 11 |
| Tabela 4. Resultados reportados em outros estudos de balanço de radiação ($\text{MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$) | 16 |
| Tabela 5. Configuração da RNA para cálculo da ROL_{atm} | 17 |
| Tabela 6. Desempenho estatístico da rede neural artificial para cálculo de ROL_{atm} | 18 |
| Tabela 7. Desempenho estatístico dos modelos clássicos e da RNA para o cálculo de ROL_{atm} | 20 |
| Tabela 8. Configuração da RNA para o cálculo de R_n | 20 |
| Tabela 9. Desempenho estatístico da RNA para o cálculo de R_n | 21 |
| Tabela 10. Desempenho estatístico do modelo senoidal e a RNA na simulação do ciclo diurno do balanço de radiação. | 31 |

LISTA DE FIGURAS

| | |
|--|----|
| Figura 1. Localização da restinga de Marambaia e da torre micrometeorológica..... | 5 |
| Figura 2. Perfil climatológico da Restinga de Marambaia no período de 2008 a 2014.... | 6 |
| Figura 3. Modelo de rede de Perceptron de Múltiplas Camadas (MLP) | 8 |
| Figura 4. Ciclo diário médio da radiação de onda curta incidente (ROC_{inc}) e radiação de onda curta refletida (ROC_{ref}) para a) março-abril-maio, b) junho-julho-agosto, c) setembro-outubro-novembro e d) dezembro-janeiro-fevereiro. | 12 |
| Figura 5. Ciclo diário médio do albedo para a) março-abril-maio, b) junho-julho-agosto, c) setembro-outubro-novembro e d) dezembro-janeiro-fevereiro. | 13 |
| Figura 6. Ciclo diário médio da radiação de onda longa emitida pela atmosfera (ROL_{atm}) e radiação de onda longa emitida pela superfície (ROL_{sup}) para a) março-abril-maio, b) junho-julho-agosto, c) setembro-outubro-novembro e d) dezembro-janeiro-fevereiro.. | 14 |
| Figura 7. Ciclo diário médio do saldo de radiação (R_n) para a) março-abril-maio, b) junho-julho-agosto, c) setembro-outubro-novembro e d) dezembro-janeiro-fevereiro.. | 14 |
| Figura 8. Variação mensal do período de medição dos componentes do balanço de radiação. | 15 |
| Figura 9. Número de dias utilizados para cálculo de ROL_{atm} no período estudado. | 17 |
| Figura 10. Ciclo médio diário da ROL_{atm} observada, estimada pelos modelos clássicos e pela RNA na Restinga da Marambaia para a) março-abril-maio, b) junho-julho-agosto, c) setembro-outubro-novembro e d) dezembro-janeiro-fevereiro. | 19 |
| Figura 11. Ciclo diário do R_n observado (linha contínua) e estimado pela RNA (linha tracejada) para condições de céu claro (dias: a) Março 3, 2015 e b) Agosto 30, 2015) e condições de céu nublado (dias: c) Maio 6, 2015 e d) Dezembro 7, 2015)..... | 22 |
| Figura 12. Distribuição espacial do albedo da superfície na restinga da Marambaia para três dias. | 23 |
| Figura 13. Albedo observado e estimado com sensor MODIS/Terra. | 24 |
| Figura 14. Distribuição espacial da radiação de onda curta incidente na restinga da Marambaia para três dias. | 25 |
| Figura 15. Radiação de onda curta incidente observada e estimada pelo sensor MODIS/Terra. | 25 |
| Figura 16. Distribuição espacial da radiação de onda longa emitida pela superfície na restinga da Marambaia para três dias. | 26 |
| Figura 17. Valores observados e estimados pelo MODIS/Terra de ROL_{sup} na restinga de Marambaia. | 26 |
| Figura 18. Distribuição espacial da radiação de onda longa emitida pela superfície na restinga da Marambaia para três dias. | 27 |
| Figura 19. Valores observados, estimados pelo MODIS/Terra (círculos) e estimados pela RNA (triângulos) de ROL_{atm} na restinga da Maramabia. | 28 |
| Figura 20. Distribuição espacial do balanço de radiação na restinga da Marambaia para três dias. | 29 |
| Figura 21. Valore observados de R_n , estimados pelo MODIS/Terra (círculos) e calculados pela RNA (triângulos) na restinga da Marambaia. | 30 |
| Figura 22. Ciclo diurno do balanço de radiação obtido com o modelo senoidal para os dias a) 9 de maio, b) 28 de junho, c) 2 de agosto e d) 15 de outubro. | 31 |

LISTA DE ABREVIATURAS E SÍMBOLOS

| | |
|-------------|--|
| ROC_{inc} | Radiação de onda curta incidente |
| ROC_{ref} | Radiação de onda curta refletida |
| ROL_{atm} | Radiação de onda longa emitida pela atmosfera |
| ROL_{sup} | Radiação de onda longa emitida pela superfície |
| Rn | Balanço de radiação |
| α | Albedo |
| RNA | Rede neural artificial |
| r^2 | Coefficiente de determinação |
| RMSE | Raiz do erro quadrático médio |
| MAE | Erro médio absoluto |
| d | Índice de concordância de Willmott |

RESUMO

ZULUAGA ARISTIZÁBAL, Cristian Felipe, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, julho de 2016. **Estimativa dos componentes do balanço de radiação a partir de sensoriamento remoto, observação de superfície e redes neurais artificiais.** Orientador: Flávio Barbosa Justino. Coorientador: José Marinaldo Gleriani.

Restingas são ecossistemas costeiros localizados no domínio da Mata Atlântica que hospedam uma grande diversidade de plantas, incluindo muitas espécies endêmicas. Atualmente, encontram-se altamente ameaçados devido à expansão da infraestrutura de transporte e desenvolvimento imobiliário. Para tomar medidas mitigatórias é necessário desenvolver estudos que permitam compreender o funcionamento deste ecossistema. Como parte deste esforço, o presente trabalho teve como objetivo estudar os componentes do balanço de radiação na restinga de Marambaia –RJ, obtidos a partir de medições em campo, sensoriamento remoto e redes neurais artificiais. Os dados de campo foram coletados e avaliados no período de março de 2015 a fevereiro de 2016. Os resultados mostraram que a rede neural para calcular a radiação de onda longa atmosférica, foi mais eficiente que os modelos clássicos ($r^2 > 0,83$, $RMSE < 6 \text{ W m}^{-2}$, $MAE < 5 \text{ W m}^{-2}$ e $d > 0,94$). No cálculo do balanço de radiação, a rede mostrou melhor desempenho para dias de céu claro ($r^2 = 0,90$, $RMSE = 81,67 \text{ W m}^{-2}$, $MAE = 64,96 \text{ W m}^{-2}$, $d = 0,96$) do que para dias de céu nublado ($r^2 = 0,74$, $RMSE = 74,30 \text{ W m}^{-2}$, $MAE = 40,51 \text{ W m}^{-2}$, e $d = 0,83$). Os resultados de sensoriamento remoto, mostraram uma subestimação no cálculo dos componentes do balanço de radiação. No entanto, no cálculo do ciclo diurno do balanço de radiação, este apresentou desempenho similar da rede neural artificial para dias de céu claro, $r^2 = 0,93$, $RMSE = 85,81 \text{ W m}^{-2}$, $MAE = 74,50 \text{ W m}^{-2}$, e $d = 0,96$. De modo geral, consideram-se ambas as metodologias como alternativas interessantes no esforço de calcular os componentes do balanço de radiação, a partir de um mínimo de variáveis meteorológicas ou para áreas sem nenhuma instrumentação.

ABSTRACT

ZULUAGA ARISTIZÁBAL, Cristian Felipe, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, July, 2016. **Estimate of the radiation balance components from remote sensing, surface observation and artificial neural networks.** Adviser: Flávio Barbosa Justino. Co-adviser: José Marinaldo Gleriani.

Restingas are coastal ecosystems located in the area of Atlantic Forest that host a wide variety of plants, including many endemic species. Currently, they are highly threatened due to expansion of the transport infrastructure and real estate development. To take mitigation measures is necessary to develop studies to understand the functioning of this ecosystem. As part of this effort, this study aimed to study the radiation balance components in the restinga of Marambaia -RJ obtained from field measurements, remote sensing and artificial neural networks. Field data were collect and evaluated from March 2015 to February 2016. The results showed that the neural network to calculate the atmospheric longwave radiation was more efficient than the classical models ($r^2 > 0.83$, $RMSE < 6 \text{ Wm}^{-2}$, $MAE < 5 \text{ Wm}^{-2}$, and $d > 0.94$). In calculating the net radiation, the network showed better performance for a clear day ($r^2 = 0.90$, $RMSE = 81.67 \text{ Wm}^{-2}$, $MAE = 64.96 \text{ Wm}^{-2}$, $d = 0.96$) than for days of cloudy sky ($r^2 = 0.74$, $RMSE = 74.30 \text{ Wm}^{-2}$, $MAE = 40.51 \text{ Wm}^{-2}$, $d = 0.83$). The results of remote sensing showed an underestimation in the calculation of the components of the radiation balance. However, in calculating the diurnal cycle of net radiation, it showed similar performance of the artificial neural network for a clear day, $r^2 = 0.93$, $RMSE = 85.81 \text{ Wm}^{-2}$, $MAE = 74.50 \text{ Wm}^{-2}$, $d = 0.96$. In general, both methods were consider as interesting alternatives in an effort to calculate the radiation balance components from a minimum of meteorological variables or areas without any instrumentation.

1. INTRODUÇÃO

Restinga é o termo usual para designar o ecossistema - pertencente ao bioma Mata Atlântica - que ocupa cerca de 79% das planícies do litoral do Brasil, formado por sedimentos de origem marinha datados do Quaternário (Lacerda *et al*, 1993; Silva *et al*, 2011). Possui uma vegetação adaptada às condições do ambiente costeiro, tais como elevadas temperaturas, alta salinidade, radiação solar intensa, escassez de água superficial e solos pobres em nutrientes (Cogliatti-Carvalho *et al*, 2001; Dias e Rocha, 2014). Segundo Carvalho *et al* (2015), apesar da falta de extensas amostragens florísticas e completos tratamentos taxonômicos, as restingas são conhecidas por serem extremamente ricas em biodiversidade; 2358 angiospermas foram catalogadas de restingas, correspondendo a 15% da diversidade total da Mata Atlântica. Somado ao anterior, este ecossistema tem diversas e importantes funções como: estabilização do substrato, formação de microclima, formação de solos distintos da areia, redução da erosão eólica, áreas de repouso de aves migratórias, recarga do lençol freático, redução de erosão, influência no transporte e deposição de sedimentos, e redução da intrusão salina (Nunes-Freitas *et al*, 2006; Rocha *et al*, 2007; Scarano, 2002).

Apesar de serem reconhecidas legalmente como áreas de preservação permanente, ainda hoje as restingas sofrem com a retirada de areia, fogo, extração de espécies ornamentais, especulação imobiliária e turismo predatório, o que tem ocasionado uma perda de 30% da sua cobertura no estado do Rio de Janeiro nos últimos 30 anos, onde atualmente ocupam 2,8% da área total do Estado, cerca de 1200 km² (Arbo-Gallas e Verçozza, 2012; Rocha *et al*, 2007). Atualmente, todos os remanescentes juntos de restinga não excedem dez por cento da sua área original, constituindo um ecossistema criticamente em perigo (Carvalho *et al*, 2015).

Para que possam ser tomadas medidas mitigatórias, é necessário que sejam desenvolvidos estudos para uma melhor compreensão dos processos nos ambientes de restinga, como o estudo da interação entre a atmosfera e o ecossistema, fundamental para entender os possíveis efeitos no clima local e regional provocados pelo seu desmatamento.

A maioria dos estudos de microclima dos biomas associam o desmatamento ou queimadas com possíveis impactos no clima, causados pelas modificações no balanço de radiação, tornando-o como o principal elemento meteorológico e um dos fatores determinantes do tempo e do clima. Adicionalmente, muitos processos biológicos e físicos são controlados pela quantidade de energia solar recebida, refletida e emitida pela superfície terrestre e a atmosfera, a qual é determinada por meio do balanço de radiação (Rn), componente fundamental do balanço de energia (Kjaersgaard *et al*, 2009; Teke *et al*, 2015; Wang e Liang, 2009).

Observações dos componentes do balanço de radiação vêm sendo realizadas há algumas décadas, através de saldo radiômetros, com o objetivos de determinar a energia disponível para os processos de evapotranspiração (fluxo de calor latente) e de aquecimento direto da atmosfera pela superfície (fluxo de calor sensível). Também, há preocupação em determinar o valor do coeficiente de refletividade solar (albedo) e as características da sua variação ao longo das estações do ano. No entanto, esta instrumentação, além de ter um alto custo e requer técnicas especiais de operação e calibração, proporciona medidas pontuais que são representativas apenas para áreas de pequena dimensão, que não podem ser utilizadas em escalas regionais (Bisht *et al*, 2005; Filho *et al*, 2006; Tang e Li, 2008).

Segundo Senna *et al* (2005), enquanto o monitoramento com alta resolução temporal pode ser obtido através de medições com sensores in-situ, o sensoriamento remoto é usado para quantificar a heterogeneidade espacial do balanço de radiação e, como as medidas temporais e espaciais não descrevem completamente o funcionamento do ecossistema, a modelagem é necessária tanto para isolar os processos não medidos do ecossistema como também para proporcionar capacidade de previsão.

Entre os avanços do sensoriamento remoto, encontra-se o sensor multiespectral MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer), o principal sensor de mapeamento global a bordo do satélite Terra, lançado em dezembro de 1999. Este, tem sido considerado como uma ferramenta eficaz para a observação da superfície da Terra e do estado da atmosfera, com alta resolução espaço-temporal (Amatya *et al*, 2015), com aquisição de dados em 36 bandas espectrais distintas que cobrem o espectro de 0,4 μm a 14,4 μm , e com resoluções espaciais de 250 m (2 bandas), 500 m (5 bandas) e 1

km (29 bandas) (Santos *et al*, 2015). Vários algoritmos para estimar todos ou alguns dos componentes do balanço de radiação a partir de dados de satélites, como o Terra, tem sido desenvolvidos. Entre estes, destacam-se os algoritmos SEBAL (Bastiaanssen *et al*, 1998) e METRIC (ALLEN *et al*, 2007), que empregam dados de satélite, junto com dados auxiliares de estações de superfície. De outro lado, tem-se propostas de algoritmos voltados apenas para o cálculo de um dos componentes do balanço de radiação, como por exemplo Wang e Liang (2009), que desenvolveram uma metodologia composta pelo uso de dados do sensor MODIS/Terra e do modelo MODTRAN4 para o cálculo da radiação de onda longa atmosférica. Além disso, Bisht *et al* (2005), propuseram um modelo sinusoidal para estimar o balanço de radiação, tanto seu valor médio diário quanto o ciclo diurno. Este modelo sinusoidal tem a vantagem de utilizar apenas observações do sensor (MODIS/Terra) para reconstruir a variação diurna do balanço de radiação nos dias de céu claro, e foi validado usando dados de campo de South Great Plains (37 ° N, 97 ° W), nos Estados Unidos. De acordo ao anterior, neste trabalho foi usado o algoritmo proposto por Bisht *et al* (2005).

Uma abordagem alternativa para a modelagem do balanço de radiação, consiste no uso de Redes Neurais Artificiais (RNAs), que são uma ideia de processamento de informações inspirada na forma de sistemas biológicos, tais como o cérebro (Ozgoren *et al*, 2012). Segundo Krasnopolsky (2007), o uso de RNAs em ciências atmosféricas vem crescendo nos últimos anos, principalmente nas aplicações para consultas de parâmetros físicos a partir de observações orbitais em escalas regionais e globais, previsão numérica de tempo e modelos climáticos. O emprego destas é justificável pela sua conhecida capacidade de reconhecimento de padrões e ajuste funcional e por proporcionar bons resultados em problemas que apresentem elevado grau de não linearidade. (Anochi e Silva, 2009; Noble e Tribou, 2007). Alguns trabalhos de pesquisa tem sido desenvolvidos com o objetivo de estimar certos componentes do balanço de radiação. Por exemplo, Chevallier *et al* (1998), propuseram um modelo baseado em redes neurais artificiais – NeuroFlux – para o cálculo dos componentes radioativos de onda longa. Estudos como Ferreira *et al* (2011); Rahimikhoob (2010); Şenkal e Kuleli (2009) determinaram o R_n e a radiação de onda curta incidente (ROC_{inc}), por meio de RNAs que utilizam variáveis de estações meteorológicas tradicionais como dados de entrada. Neste trabalho foram construídas duas redes neurais artificiais que empregaram

variáveis meteorológicas como dados de entrada, uma para estimar radiação de onda longa emitida pela atmosfera (ROL_{atm}), e outra para calcular R_n .

Dentro deste contexto, o atual trabalho teve como objetivos:

- Estimar e descrever as variações diárias e sazonais dos componentes do balanço de radiação em uma área de restinga permanente, e sua relação com as condições meteorológicas locais;
- Estimar a radiação de onda longa emitida pela atmosfera utilizando os modelos clássicos e redes neurais artificiais;
- Determinar o R_n através de redes neurais artificiais, utilizando variáveis meteorológicas como entrada;
- Obter estimativas dos componentes do balanço de radiação através do sensor MODIS/Terra;
- Avaliar o desempenho dos modelos usados (sensoriamento remoto e redes neurais artificiais) através da comparação com os dados medidos em campo e critérios estatísticos.

2. METODOLOGIA

2.1 Descrição da área de estudo

O presente estudo foi realizado na restinga da Marambaia, localizada na Barra de Guaratiba, município do Rio de Janeiro (RJ), administrada pelo Centro de Avaliação do Exército Brasileiro (CAEx), conforme Figura 1. Entre as espécies arbóreas encontradas; se destacam: *Tapirira guianensis* Aubl e *Calophyllum brasiliensis* Cambess, apresentando uma altura média de aproximadamente 10 metros. O solo, apesar de apresentar textura arenosa, possui uma grande quantidade de matéria orgânica nos horizontes superficiais (Pereira *et al*, 2012).

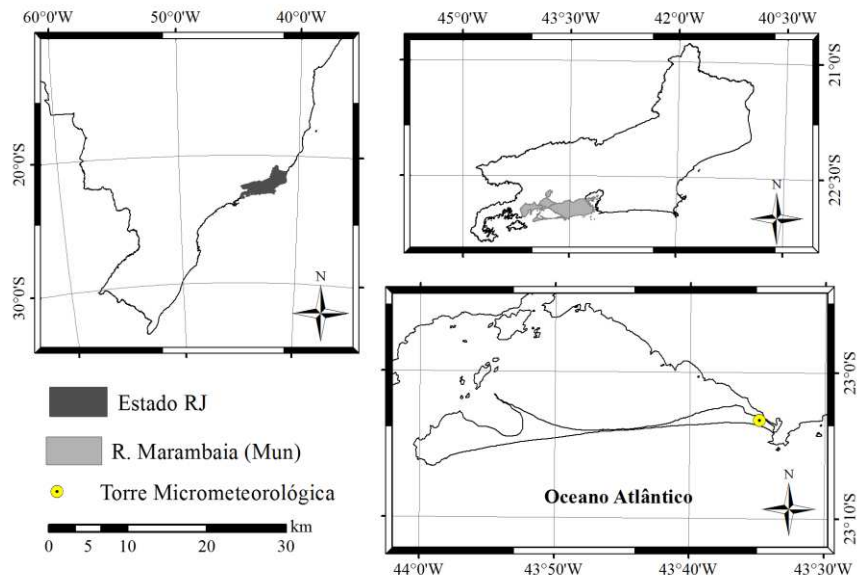


Figura 1. Localização da restinga de Marambaia e da torre micrometeorológica.

De acordo com Carvalho *et al* (2015), a área de estudo se enquadra no tipo Aw, clima tropical chuvoso, dentro da classificação de Köppen, com verões chuvosos e invernos secos. O comportamento médio mensal da precipitação e da temperatura entre o período de 2008 a 2014, ilustrado na Figura 2, foi obtido da estação Marambaia (23°03'01" S, 43°35'44" W), localizada dentro da área de estudo, de propriedade do INMET (Instituto Nacional de Meteorologia). A temperatura média durante a estação de inverno foi superior a 20°C, apresentando temperaturas mínimas de até 11°C e máximas de 33°C. No verão, a temperatura média foi de 26°C com máxima de 41°C e mínima de

18°C. A precipitação média anual foi aproximadamente de 1000 mm, quando o maior valor médio mensal foi observado em março (147 mm), e o menor em agosto (29 mm).

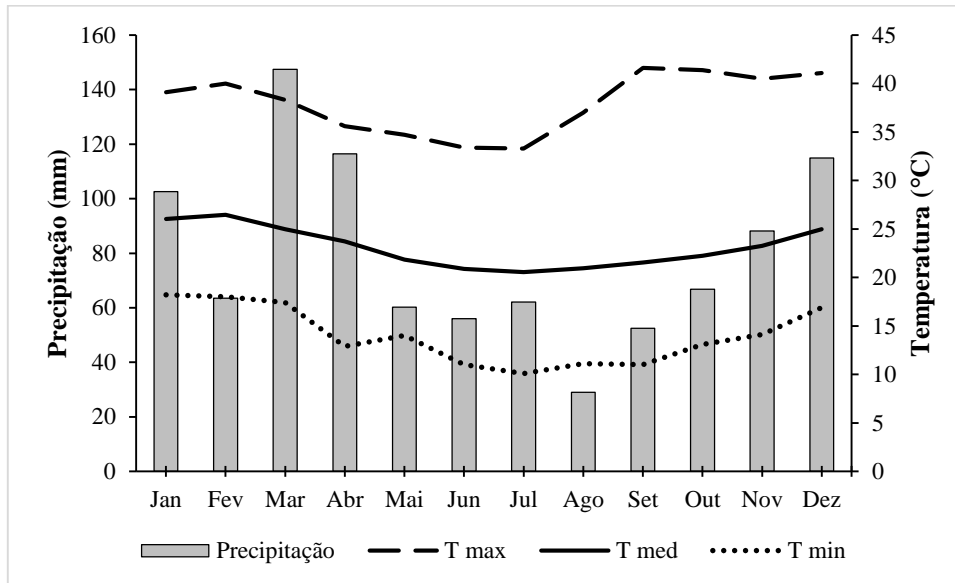


Figura 2. Perfil climatológico da Restinga de Marambaia no período de 2008 a 2014.

2.2. Aquisição e tratamento de dados

A variação temporal dos componentes do balanço de radiação foi estudada a partir das medições feitas com um saldo radiômetro CNR4 (Kipp&Zonen), instalado em uma torre micrometeorológica (23°03'02" S, 43°34'49" W) - Figura 1- a cinco metros acima do dossel da vegetação (totalizando 15 m de altura), que mediu os componentes do balanço de radiação : radiação de onda curta incidente (ROC_{inc}) e refletida (ROC_{ref}), radiação de onda longa emitida pela atmosfera (ROL_{atm}) e emitida pela superfície (ROL_{sup}). O período de medição foi de 01/03/2015 até 29/02/2016. A informação foi armazenada em intervalos de uma hora em um datalogger CR1000.

O balanço de radiação (R_n) foi estimado a partir da equação 1.

$$R_n = ROC_{inc} - ROC_{ref} + ROL_{atm} - ROL_{sup} \quad Eq. 1$$

Em que ROC_{inc} é a radiação solar global ou incidente ($W m^{-2}$), ROC_{ref} é a radiação de onda curta refletida pela superfície ($W m^{-2}$), ROL_{atm} é a radiação de onda longa

emitida pela atmosfera ($W m^{-2}$), e ROL_{sup} é a radiação de onda longa emitida pela superfície ($W m^{-2}$).

O coeficiente de refletividade ou albedo (α), foi calculado como:

$$\alpha = \frac{ROC_{ref}}{ROC_{inc}} \quad Eq. 2$$

2.3 Modelos para a estimativa da radiação de onda longa emitida pela atmosfera (ROL_{in})

Foram usados os modelos clássicos de Brunt (1932), Swinbank (1963), Idso e Jackson (1969), Brutsaert (1975), Satterlund (1979), Idso (1981) e Prata (1996). Estes modelos foram desenvolvidos apenas para condições de céu claro. Portanto, foi feita a caracterização de dias de céu claro com base na razão entre a radiação solar incidente e a radiação solar extraterrestre (ROC_{inc} / Ro), metodologia que também foi empregada por Aguiar *et al* (2011); Galvão e Fisch (2000); Jiang *et al* (2015); Randow e Alvalá (2006). Nos dias em que os valores da razão foram menores que 0,6, foram considerados como dias de céu nublado, e aqueles em que os valores dessa razão foram superiores ou iguais a 0,60, foram considerados dias de céu claro (Ver seção 6.1).

2.4 Redes Neurais Artificiais

No presente trabalho, foram construídas duas redes do tipo Perceptron de Múltiplas Camadas (MLP), como mostrado na Figura 3. Uma rede, para o cálculo da radiação de onda longa atmosférica (ROL_{atm}), e outra, para a determinação do balanço de radiação (R_n). Cada uma das redes consiste em uma disposição de camadas (de entrada, oculta e de saída), que utiliza um algoritmo de aprendizagem composto de dois passos: a) um passo para frente (propagação), onde o sinal da rede neural se propaga da entrada para a saída e na sequência do treinamento o erro quadrático médio é calculado, pela comparação entre o resultado na saída e o desejado; b) um passo para trás (retropropagação), onde o erro calculado é propagado da saída até a camada de entrada, modificando os pesos sinápticos de todas as camadas de acordo com o erro obtido (Anochi e Silva, 2009; Yadav e Chandel, 2014).

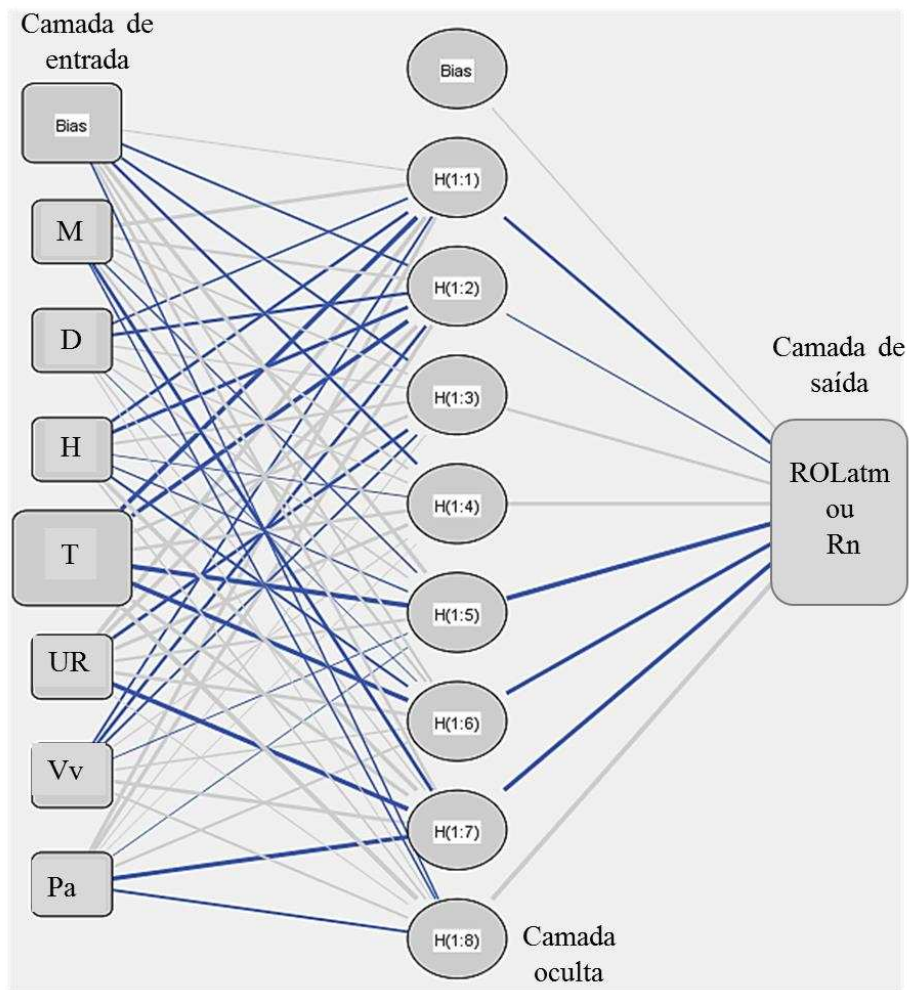


Figura 3. Modelo de rede de Perceptron de Múltiplas Camadas (MLP)

Desta maneira, a metodologia consistiu em construir duas redes MLP variando manualmente o número de neurônios da camada oculta (arquitetura da rede), com uma distribuição dos dados de entrada (70% para treinamento, 15% para teste e 15% para validação) até conseguir um erro satisfatório em comparação aos dados de saída. Os dados usados como entrada das duas redes (Figura 3) foram: mês (M), dia (D), hora (H), temperatura do ar (T), umidade relativa do ar (UR), velocidade do vento (Vv) e pressão atmosférica (Pa). Na Tabela 1 mostram-se as estatísticas de alguns dos dados utilizados numa escala horária.

Tabela 1. Variáveis usadas nas redes neurais artificiais

| Variável | Camada | Estatísticas | | | |
|---|---------|--------------|---------|---------|---------------|
| | | Máximo | Mínimo | Média | Desvio padrão |
| T (°C) | Entrada | 41,30 | 13,80 | 24,44 | 3,90 |
| UR (%) | Entrada | 100,00 | 17,00 | 77,20 | 14,11 |
| Vv (m/s) | Entrada | 10,39 | 0,00 | 2,98 | 2,15 |
| Pa (hPa) | Entrada | 1031,30 | 1000,00 | 1012,70 | 4,69 |
| Rn (W m ⁻²) | Saída | 873,44 | -75,18 | 138,31 | 238,04 |
| ROL _{atm} (W m ⁻²) | Saída | 556,75 | 383,64 | 446,21 | 23,95 |

Devido à notável diferença de grandezas entre as variáveis, e para dar maior consistência ao modelo, foi transformada a escala dos dados antes de entrar na rede, conforme às metodologias implementadas por Ozgoren *et al* (2012); Rahimikhoob (2010). Para a rede que calcula ROL_{atm}, os dados foram escalonados entre 0 e 1 empregando a equação 3:

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad Eq. 3$$

Por outra parte, na rede construída para determinar Rn, devido à alta presença de valores negativos e a função de ativação tangente hiperbólica, os dados foram escalonados entre -1 e 1, usando a equação 4:

$$X_{norm} = \left[2 * \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \right] - 1 \quad Eq. 4$$

Onde X_{norm} é o valor da variável escalonada, X_{min} e X_{max} correspondem ao valor mínimo e o valor máximo da variável, respectivamente; e X é o valor atual da variável a escalar.

2.5 Sensoriamento Remoto

Para o cálculo dos componentes do balanço de radiação foi empregado o algoritmo proposto por Bisht *et al* (2005), que unicamente usa dados de satélite. Os produtos MODIS/Terra utilizados (Tabela 2) foram obtidos da NASA através do site

LAADS Web (<https://ladsweb.nascom.nasa.gov/data/search.html>), no formato HDF. Utilizando-se o aplicativo Modis Reprojections Tools (MRT), foram convertidos para o formato GeoTIFF, na projeção UTM/WGS-84, com reamostragem de vizinho mais próximo, para posteriormente ser processados no programa SPRING 5.3. A restinga da Marambaia encontra-se localizada dentro dos tiles h13v11 e h14v11.

Tabela 2. Produtos MODIS/Terra usados neste trabalho

| Produto | Descrição | Resolução (km) | Usado no cálculo de |
|----------------|----------------------------------|-----------------------|----------------------------|
| MOD11A1 | Temperatura da superfície (K) | 1 | RO _{Lsup} |
| | Emissividade da superfície | 1 | RO _{Lsup} |
| | Hora de passagem do satélite | 1 | Modelo senoidal |
| MOD09GA | Ângulo zenital (Grau) | 0,5 | RO _{Cinc} |
| | Refletância | 1 | Albedo |
| MOD07_L2 | Temperatura do ar (K) | 5 | RO _{Latm} |
| | Temperatura de ponto orvalho (K) | 5 | RO _{Cinc} |

Nagler *et al* (2005), recomendam usar unicamente dias de céu claro devido ao fato dos sinais termais infravermelhos dos produtos de temperatura e emissividade da superfície (produto MOD11A1) somente mostrarem bons resultados sob estas condições. Consequente com o anterior, Bisht *et al* (2005) utilizaram os dias em que a porcentagem de cobertura de nuvens (QA_{CloudCover}) foi igual ou menor a 20% sobre a área de estudo. Aplicando o critério anterior, a seleção resultou em 15 dias, conforme apresentado na Tabela 3. A segunda coluna da Tabela 3 contém a hora de passagem do satélite sobre a região de estudo. A terceira e quarta coluna, correspondem ao nascer e pôr de sol, e foram calculados a partir da declinação solar e a latitude do local. Todos os dias mostrados na Tabela 3 também foram classificados como dias de céu claro pela metodologia usada na seção 2.3.

O algoritmo calcula o balanço de radiação (R_n) a partir da equação 5:

$$R_n = (1 - \alpha)RO_{Cinc} + RO_{Latm} - RO_{Lsup} \quad Eq. 5$$

A determinação de cada um dos componentes da equação anterior a partir dos produtos mencionados na Tabela 2, encontra-se descrita detalhadamente na seção 6.2.

Para analisar e avaliar a concordância entre os valores de cada um dos componentes do balanço de radiação obtidos através das RNAs, sensoriamento remoto e as medições diretas na área de estudo, utilizou-se a raiz média do erro quadrático (RMSE), o erro médio absoluto (MAE), o coeficiente de determinação (r^2) e o índice de concordância de Willmott (d), descritos por Willmott (1981).

Tabela 3. Dias selecionados para obtenção do balanço de radiação com sensoriamento remoto

| Data | Hora passagem (h) | Nascer Sol (h) | Pôr sol (h) |
|-------------|------------------------------|---------------------------|------------------------|
| 10/abr | 10,30 | 6,22 | 17,78 |
| 11/abr | 11,00 | 6,23 | 17,77 |
| 12/abr | 10,00 | 6,24 | 17,76 |
| 28/abr | 10,10 | 6,40 | 17,60 |
| 09/mai | 9,70 | 6,51 | 17,49 |
| 07/jun | 10,90 | 6,69 | 17,31 |
| 28/jun | 9,50 | 6,70 | 17,30 |
| 31/jul | 10,30 | 6,54 | 17,46 |
| 01/ago | 10,90 | 6,53 | 17,47 |
| 02/ago | 10,10 | 6,52 | 17,48 |
| 03/ago | 10,80 | 6,51 | 17,49 |
| 04/ago | 10,10 | 6,50 | 17,50 |
| 10/ago | 10,90 | 6,45 | 17,55 |
| 12/ago | 10,70 | 6,43 | 17,57 |
| 15/out | 10,70 | 5,72 | 18,28 |

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Dados observados – Radiação de onda curta

As variações do ciclo médio diário dos componentes de radiação de onda curta na restinga da Marambaia, durante o período estudado, estão ilustradas na Figura 4. Observa-se que para todos os meses o maior valor de ROC_{inc} ocorreu em torno ao meio dia, atingindo o valor máximo em fevereiro de 2016 e o valor mínimo em julho de 2015, com 860 W m^{-2} e 500 W m^{-2} , respectivamente. As flutuações de ROC_{inc} em intervalos horários, se devem à nebulosidade, presente principalmente na estação de

verão (dezembro, janeiro e fevereiro), que também corresponde ao período de chuvas na restinga.

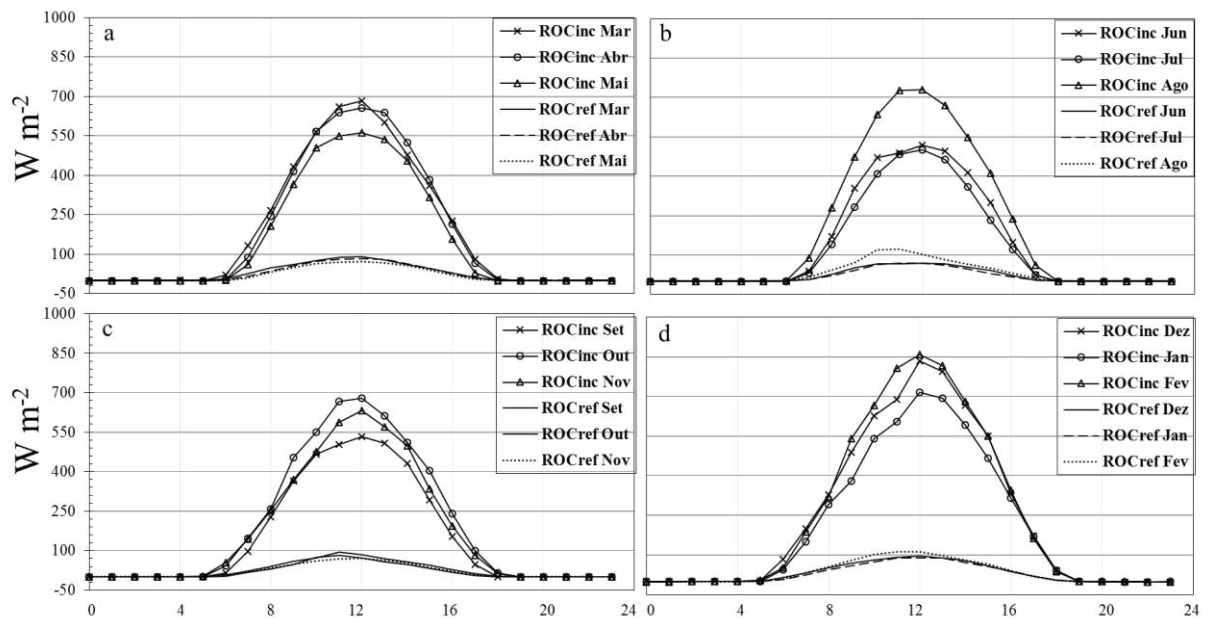


Figura 4. Ciclo diário médio da radiação de onda curta incidente (ROC_{inc}) e radiação de onda curta refletida (ROC_{ref}) para a) março-abril-maio, b) junho-julho-agosto, c) setembro-outubro-novembro e d) dezembro-janeiro-fevereiro.

Similar à ROC_{inc} , a ROC_{ref} apresenta os maiores valores em torno do meio dia, com um valor máximo de 113 W m^{-2} e um valor mínimo de 69 W m^{-2} , atingidos em fevereiro de 2016 e julho de 2015, respectivamente. A Figura 5 ilustra o ciclo diário médio do albedo. O máximo valor foi alcançado nas primeiras horas da manhã com um máximo de 0,26 para março de 2015, e um mínimo de 0,15 para novembro de 2015. Estes valores podem ter relação com um aumento do albedo devido à formação de orvalho nas folhas (Filho *et al*, 2006), e ao fato de que as superfícies vegetadas comportam-se como superfícies planas diante os pequenos ângulos de elevação do sol, absorvendo muito pouca radiação (Liang *et al*, 2010). Outra causa da variação do albedo é a queda das folhas da vegetação de restinga. Segundo Carvalho *et al* (2015), em setembro é atingido o máximo porcentagem de queda das folhas – entre 90 e 100% - enquanto que em fevereiro não se apresenta queda. Isto é coerente com os valores médios horários de albedo encontrados para setembro e fevereiro, 0,14 e 0,16, respectivamente.

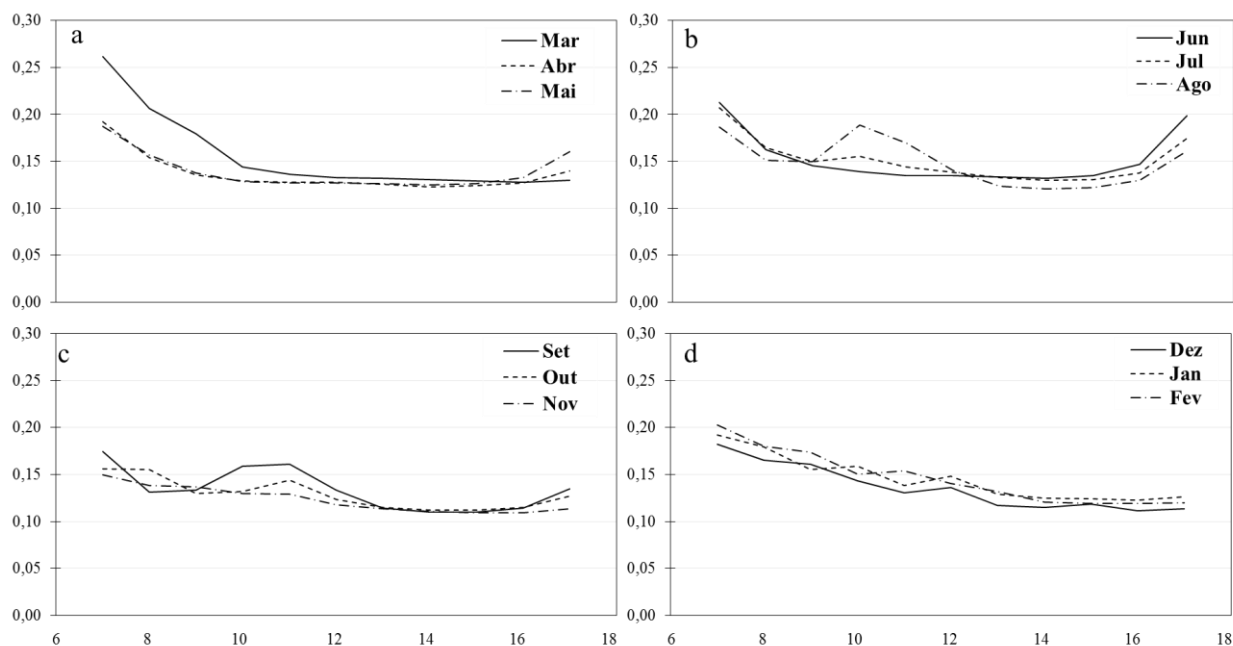


Figura 5. Ciclo diário médio do albedo para a) março-abril-maio, b) junho-julho-agosto, c) setembro-outubro-novembro e d) dezembro-janeiro-fevereiro.

3.2 Dados observados – Saldo de radiação de onda longa

As variações do ciclo médio diário dos componentes de radiação de onda longa para a Restinga de Marambaia são apresentados na Figura 6. Em média, os valores máximos de ROL_{atm} ocorreram em torno das 13 horas, alcançando 500 W m^{-2} , e os mínimos ocorreram em torno das 5 horas, sendo da ordem de 400 W m^{-2} . A média horária da ROL_{atm} variou de 420 W m^{-2} em junho, a 466 W m^{-2} em fevereiro, o que pode ser explicado pela maior presença de nebulosidade na estação de verão (Kjaersgaard *et al*, 2007). Já, a ROL_{sup} mostrou um fluxo médio horário de 460 W m^{-2} em julho e de 506 W m^{-2} em fevereiro. Observou-se, em média, que os valores mínimos ocorreram em torno das 6 horas, sendo da ordem de 440 W m^{-2} , e os máximos em torno das 13 horas, da ordem de 530 W m^{-2} .

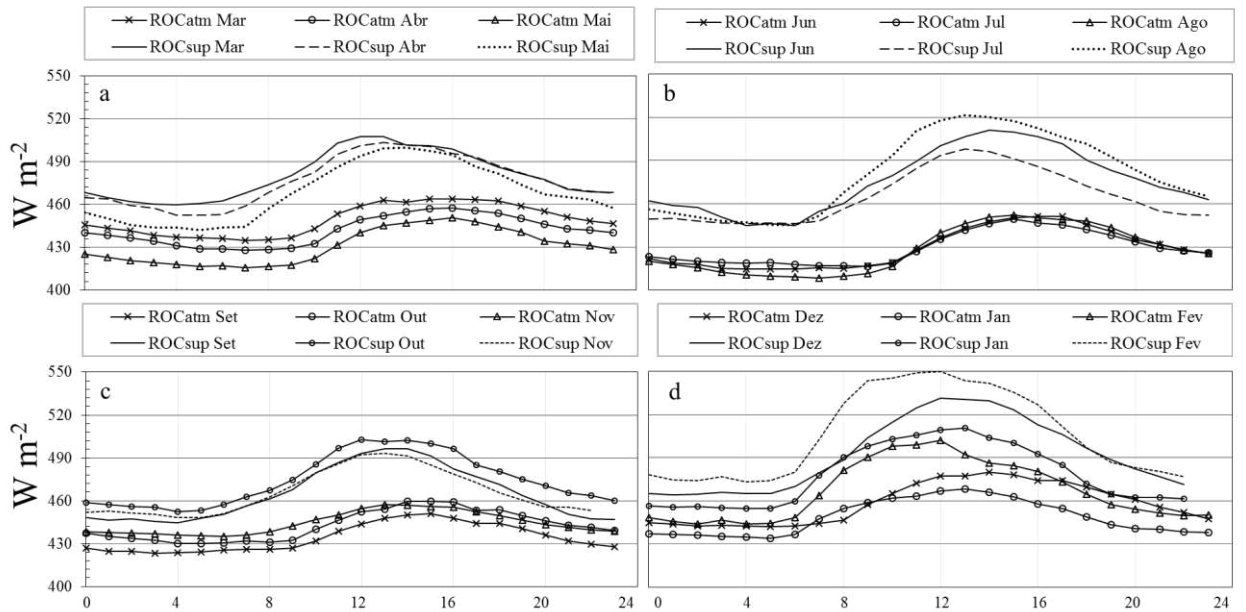


Figura 6. Ciclo diário médio da radiação de onda longa emitida pela atmosfera ($RO_{L_{atm}}$) e radiação de onda longa emitida pela superfície ($RO_{L_{sup}}$) para a) março-abril-maio, b) junho-julho-agosto, c) setembro-outubro-novembro e d) dezembro-janeiro-fevereiro.

3.3 Dados observados – Balanço de radiação

Na Figura 7 podem se observar as variações médias horárias do R_n para a restinga da Marambaia. Observa-se que o comportamento do R_n acompanha as variações da $RO_{C_{inc}}$ (Figura 4), permitindo confirmar que este é o componente mais influente no balanço de radiação.

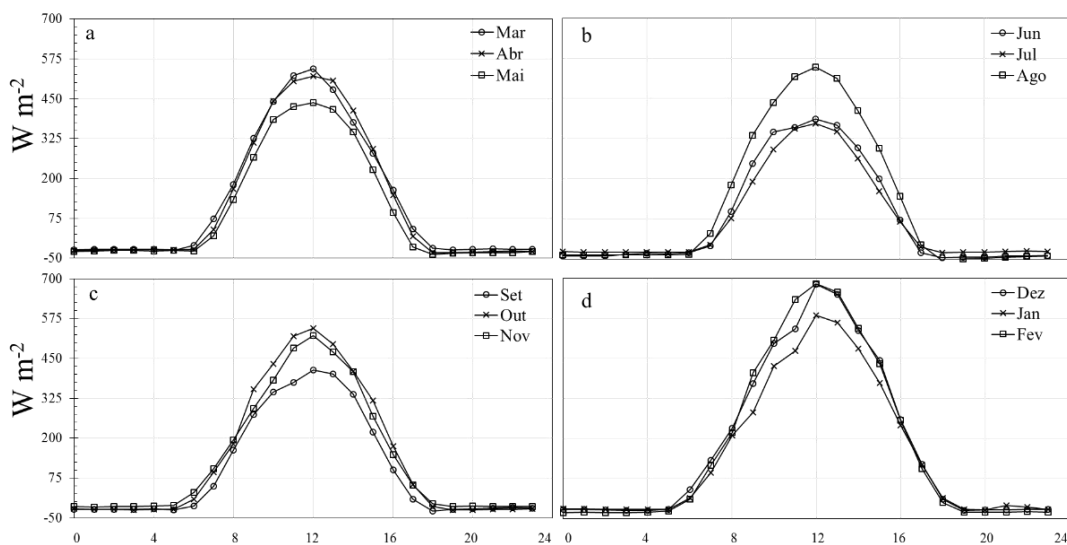


Figura 7. Ciclo diário médio do saldo de radiação (R_n) para a) março-abril-maio, b) junho-julho-agosto, c) setembro-outubro-novembro e d) dezembro-janeiro-fevereiro.

De acordo ao resultado anterior, o R_n também apresentou os maiores valores em torno ao meio dia, sendo o mínimo de 370 W m^{-2} em julho de 2015 (mês típico da estação do inverno), e o máximo de 682 W m^{-2} em fevereiro de 2016 (mês típico da estação do verão). Na Figura 8, ilustra-se a variação média diária por mês dos 4 componentes do balanço de radiação medidos pelo saldo radiômetro durante o período de estudo, e do balanço de radiação calculado pela equação 1. ROC_{ref} e ROL_{sup} , foram consideradas negativas por convenção, devido a que representam as perdas dentro do balanço.

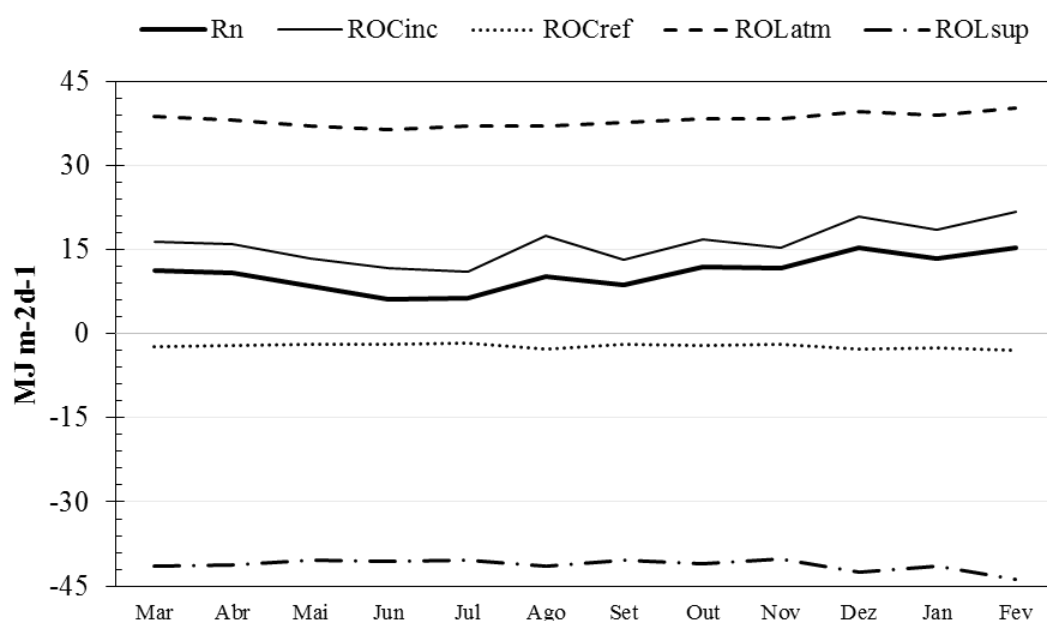


Figura 8. Variação mensal do período de medição dos componentes do balanço de radiação.

Uma análise quantitativa dos resultados apresentados na figura anterior mostra que a média do balanço de radiação (R_n) na restinga foi aproximadamente de $10,80 \text{ MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$, com um máximo de $15,38 \text{ MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$ em dezembro, e um mínimo de $6 \text{ MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$ em junho. A ROC_{inc} apresentou uma média de aproximadamente $16,04 \text{ MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$, com máximo em junho ($11 \text{ MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$) e mínimo em fevereiro ($21 \text{ MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$). Já, ROC_{ref} apresentou uma média de $2,2 \text{ MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$ com um máximo de $2,98 \text{ MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$ em fevereiro, e um mínimo de $1,61 \text{ MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$. As componentes de onda longa, apresentaram um comportamento mais estável. A ROL_{atm} exibiu uma variação em torno a 10% entre junho ($36 \text{ MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$), e fevereiro ($40 \text{ MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$), e uma média de $38,15 \text{ MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$. O componente de onda longa da superfície (ROL_{sup}) mostrou uma média de $41 \text{ MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$ com máximo e mínimo de $43,78 \text{ MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$ e $40,20 \text{ MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$,

respectivamente. Comparando-se a outros estudos (Tabela 4), nota-se que a restinga de Marambaia apresenta valores de seus componentes do balanço de radiação similares à floresta Amazônica. Em relação à Caatinga, os valores da restinga foram menores para ROC_{inc} e R_n , e maiores para ROL_{atm} e ROL_{sup} , o que evidencia diferenças nas características atmosféricas, enquanto os valores de ROC_{ref} similares, mostram características semelhantes da superfície vegetal.

Tabela 4. Resultados reportados em outros estudos de balanço de radiação ($MJ\ m^{-2}d^{-1}$)

| Autores | Área de estudo | ROC_{inc} | ROC_{ref} | ROL_{atm} | ROL_{sup} | R_n |
|-------------------------------|---|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------|
| Filho <i>et al.</i> , 2006 | Floresta de Caixuanã (região nordeste da Amazônia) | 19,3* | 2,2* | 34,5* | 37,3* | 14,3* |
| | | 14,8** | 1,3** | 36** | 37,4** | 12,1** |
| Souza <i>et al.</i> , 2015 | Caatinga no semiárido pernambucano | 23,0 | 2,0 | 17,0 | 21,0 | 16,0 |

*Corresponde ao período menos chuvoso (entre setembro e dezembro)

** Corresponde ao período chuvoso (entre janeiro e maio)

3.4 Modelos matemáticos e RNAs

3.4.1 Estimativa da radiação de onda longa atmosférica (ROL_{atm})

Para a estimativa da radiação de onda longa atmosférica através dos modelos clássicos, foram utilizados apenas os dias caracterizados como de céu claro ou com poucas nuvens, de acordo à metodologia da seção 2.3. Na Figura 9 são apresentados o número de dias que atenderam a condição de céu claro em cada mês do período estudado.

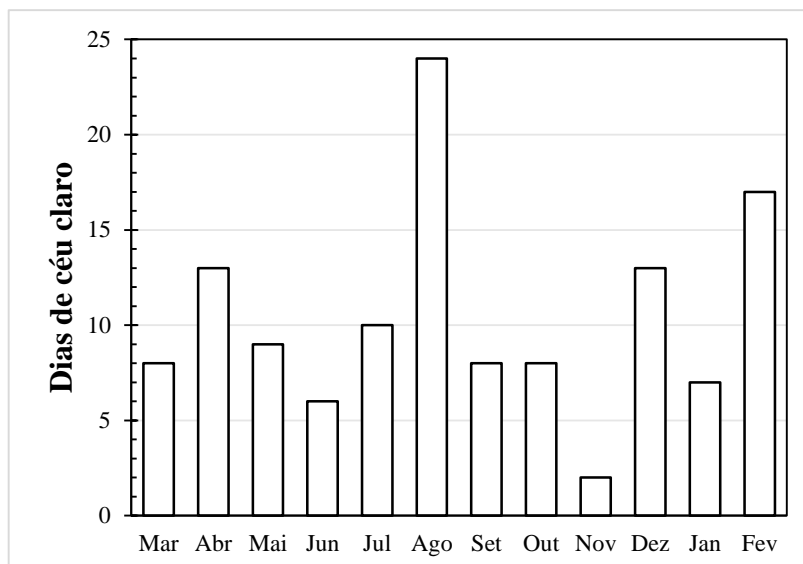


Figura 9. Número de dias utilizados para cálculo de RO_{atm} no período estudado.

O primeiro conjunto avaliado tem como base a rede neural artificial construída para o cálculo da radiação de onda longa atmosférica, configurada segundo Tabela 5. A configuração final da RNA foi com 8 neurônios na camada oculta, 7 neurônios de entrada e 1 neurônio de saída. O algoritmo de aprendizagem usado foi o BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno), que precisou de 178 ciclos para ajustar a rede. A função de erro utilizada para avaliar o desempenho da rede neural durante o treino foi a soma do erro quadrado (SEQ), que é determinado pela soma das diferenças entre as saídas alvo e de previsão, definidas ao longo do conjunto de treinamento. Tanto a função de ativação da camada oculta (FACO), quanto a função de ativação da camada de saída (FACS), foram funções logísticas, correspondentes ao tipo de escalonamento feito para os dados de entrada e saída (de 0 a 1).

Tabela 5. Configuração da RNA para cálculo da RO_{atm}

| | |
|--------------------|--|
| Arquitetura | 7-8-1 |
| Algoritmo | BFGS 178 |
| Erro | SEQ |
| FACO | Logística |
| FACS | Logística |
| Entradas | Mês, Dia, Hora, Temperatura ar, Umidade relativa, Velocidade vento e Pressão atmosférica |
| Saída | Radiação de onda longa atmosférica (RO_{atm}) |

O desempenho estatístico da rede para cada uma de suas fases de construção (Treinamento, Test e Validação), é mostrado na Tabela 6. Embora, para cada etapa foi assinalada uma porcentagem fixa de dados, esse conjunto de dados dentro de cada fase foi aleatório, podendo algumas etapas ficar com maior número de dias em condições de céu nublado. O anterior explicaria a diferença entre os valores de r^2 , RMSE, MAE e d entre cada uma das etapas.

Posteriormente, a RNA foi utilizada para calcular os valores de ROL_{atm} nos dias de céu claro usados para a implementação dos modelos de Brunt (1932), Swinbank (1963), Idso e Jackson (1969), Brutsaert (1975), Satterlund (1979), Idso (1981) e Prata (1996). Os resultados dos ciclos médios diários, para cada estação do período estudado, de ROL_{in} observada e estimada pelos modelos avaliados e a RNA, são mostrados na Figura 10.

Tabela 6. Desempenho estatístico da rede neural artificial para cálculo de ROL_{atm}

| Etapa | r^2 | RMSE ($W m^{-2}$) | MAE ($W m^{-2}$) | d |
|--------------------|-------------------------|---|--|----------|
| Treinamento | 0,91 | 38,38 | 7,58 | 0,59 |
| Teste | 0,92 | 34,52 | 6,96 | 0,64 |
| Validação | 0,91 | 46,31 | 9,22 | 0,50 |

Como pode ser observado na Figura 10, as parametrizações dos modelos clássicos, além de subestimarem - exceto Idso (1981) - a radiação de onda longa incidente medida, não conseguem reproduzir o aumento no fluxo de radiação de onda longa ao mesmo tempo, e também não reproduzem a assimetria do gráfico com os valores medidos. A grande diferença dos modelos empíricos em relação aos dados observados, tem relação com os coeficientes empregados nas equações dos mesmos, pois estes foram desenvolvidos para condições muito diferentes das encontradas na restinga. Embora para estudos em outros lugares do Brasil, resultados similares foram encontrados por Barbaro *et al* (2010); Duarte *et al* (2006); Galvão e Fisch (2000); Kruk *et al* (2010). Por outro lado, a RNA apresentou um ótimo ajuste em todas as épocas analisadas do período de estudo.

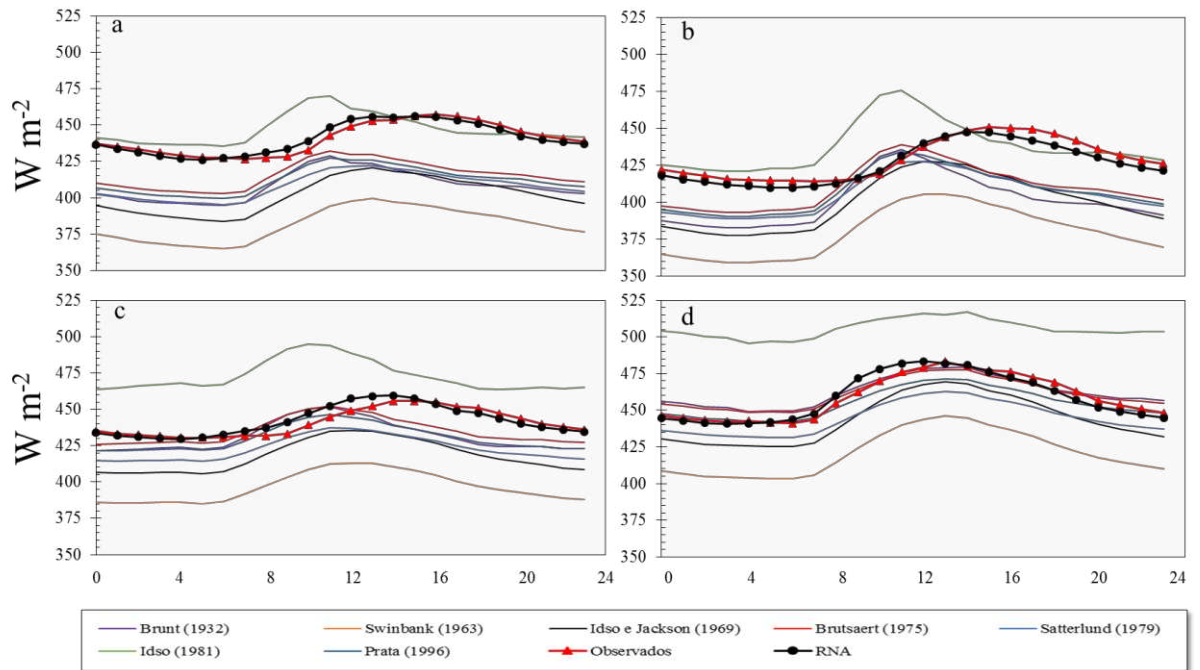


Figura 10. Ciclo médio diário da ROL_{atm} observada, estimada pelos modelos clássicos e pela RNA na Restinga da Marambaia para a) março-abril-maio, b) junho-julho-agosto, c) setembro-outubro-novembro e d) dezembro-janeiro-fevereiro.

A avaliação estatística de cada um dos modelos clássicos e da RNA está resumida na Tabela 7. De maneira geral, os melhores desempenhos dos modelos clássicos se apresentaram na estação de verão, principalmente aqueles que usam a relação entre a pressão atual de vapor d'água e a temperatura do ar (e/T), como Brutsaert (1975) e Prata (1996), pois mostraram os menores valores de RMSE e MAE, e o valor de d próximo de 1. Nas outras estações, além destes modelos, Satterlund (1979) também mostrou os melhores resultados, não obstante longe de ser considerado como um bom desempenho. Para todos os casos, a RNA apresentou valores de r^2 maiores que 0,83, valores de RMSE menores que 6 W m^{-2} , MAE inferiores a 5 W m^{-2} e valores de índice de concordância (d) acima de 0,94. A RNA mostrou uma indiscutível superioridade sobre os modelos clássicos, possivelmente pelo fato de ser construída e calibrada com dados medidos na área de estudo, enquanto os modelos foram calibrados em outras latitudes, como mencionado anteriormente. Adicionalmente, a RNA usada neste trabalho, obteve melhores desempenhos que outros trabalhos desenvolvidos no Brasil, onde foram desenvolvidas calibrações para os modelos clássicos a partir de dados meteorológicos locais. Entre estes trabalhos, encontram-se do Barbaro *et al* (2010); Duarte *et al* (2006); e Kruk *et al* (2010), os quais não obtiveram valores de RMSE e MAE menores de 8 W m^{-2} e 7 W m^{-2} , respectivamente.

Tabela 7. Desempenho estatístico dos modelos clássicos e da RNA para o cálculo de ROL_{atm}

| Modelo | Março-Abril-Maio | | | | Junho-Julho-Agosto | | | |
|------------------------------|------------------|--------------------|-------------------|------|--------------------|--------------------|-------------------|------|
| | r^2 | RMSE (Wm^{-2}) | MAE (Wm^{-2}) | d | r^2 | RMSE (Wm^{-2}) | MAE (Wm^{-2}) | d |
| Brunt (1932) | 0,00 | 44,00 | 35,61 | 0,26 | 0,17 | 32,70 | 29,89 | 0,45 |
| Swinbank (1963) | 0,02 | 63,69 | 59,14 | 0,25 | 0,54 | 50,91 | 49,60 | 0,36 |
| Idso e Jackson (1969) | 0,02 | 46,35 | 39,08 | 0,30 | 0,54 | 32,01 | 29,73 | 0,50 |
| Brutsaert (1975) | 0,00 | 36,36 | 28,47 | 0,30 | 0,24 | 23,95 | 21,76 | 0,54 |
| Satterlund (1979) | 0,00 | 39,40 | 32,81 | 0,32 | 0,40 | 26,65 | 24,46 | 0,53 |
| Idso (1981) | 0,02 | 32,74 | 29,13 | 0,23 | 0,07 | 21,01 | 14,88 | 0,50 |
| Prata (1996) | 0,00 | 38,19 | 30,70 | 0,30 | 0,26 | 26,05 | 23,63 | 0,52 |
| RNA | 0,94 | 3,16 | 2,65 | 0,99 | 0,87 | 6,07 | 4,98 | 0,95 |

| Modelo | Setembro-Outubro-Novembro | | | | Dezembro-Janeiro-Fevereiro | | | |
|------------------------------|---------------------------|--------------------|-------------------|------|----------------------------|--------------------|-------------------|------|
| | r^2 | RMSE (Wm^{-2}) | MAE (Wm^{-2}) | d | r^2 | RMSE (Wm^{-2}) | MAE (Wm^{-2}) | d |
| Brunt (1932) | 0,21 | 15,94 | 13,30 | 0,60 | 0,60 | 11,14 | 9,23 | 0,86 |
| Swinbank (1963) | 0,56 | 44,96 | 44,33 | 0,31 | 0,89 | 38,72 | 38,28 | 0,50 |
| Idso e Jackson (1969) | 0,56 | 24,31 | 22,99 | 0,49 | 0,89 | 16,78 | 15,67 | 0,81 |
| Brutsaert (1975) | 0,28 | 12,05 | 9,90 | 0,69 | 0,71 | 9,44 | 7,92 | 0,89 |
| Satterlund (1979) | 0,44 | 19,53 | 17,79 | 0,53 | 0,83 | 16,27 | 14,66 | 0,77 |
| Idso (1981) | 0,10 | 35,75 | 32,12 | 0,33 | 0,24 | 48,80 | 46,49 | 0,39 |
| Prata (1996) | 0,31 | 14,44 | 12,21 | 0,62 | 0,75 | 9,80 | 7,70 | 0,89 |
| RNA | 0,84 | 4,50 | 3,48 | 0,95 | 0,91 | 5,16 | 3,88 | 0,98 |

3.4.2 Estimativa do balanço de radiação (R_n)

A configuração da rede neural artificial construída para o cálculo do balanço de radiação é mostrado na Tabela 8. A configuração final da RNA foi com 7 neurônios de entrada, 8 neurônios na camada oculta e 1 neurônio de saída. O algoritmo de aprendizagem usado foi o BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno), que precisou de 220 ciclos para ajustar a rede. A função de erro utilizada foi a soma do erro quadrado (SEQ). Tanto a função de ativação da camada oculta (FACO), quanto a função de ativação da camada de saída (FACS), foram funções tangente hiperbólica, coerentes ao tipo de escalonamento feito para os dados de entrada e saída (de -1 a 1)

Tabela 8. Configuração da RNA para o cálculo de R_n

| | |
|--------------------|--|
| Arquitetura | 7-8-1 |
| Algoritmo | BFGS 220 |
| Erro | SEQ |
| FACO | Tangente Hiperbólica |
| FACS | Tangente Hiperbólica |
| Entradas | Mês, Dia, Hora, Temperatura ar, Umidade relativa, Velocidade vento e Pressão atmosférica |
| Saída | Balanço de radiação (R_n) |

O desempenho estatístico da rede para cada uma de suas fases de construção (Treinamento, Teste e Validação), é mostrado na Tabela 9. Os valores de RMSE podem indicar mudanças drásticas em curtos intervalos de tempo do saldo de radiação, devido à presença de nuvens. No entanto, de maneira geral, a rede mostrou um bom desempenho estatístico, com um índice de concordância muito próximo de 1. Os valores apresentados na tabela anterior, concordam com os resultados achados por Ferreira *et al* (2011); Geraldo-Ferreira *et al* (2011); Rahimikhoob (2010).

Tabela 9. Desempenho estatístico da RNA para o cálculo de Rn

| Etapa | r² | RMSE (W m⁻²) | MAE (W m⁻²) | d |
|--------------------|----------------------|------------------------------------|-----------------------------------|----------|
| Treinamento | 0,87 | 89,21 | 55,27 | 0,96 |
| Teste | 0,87 | 85,52 | 53,04 | 0,96 |
| Validação | 0,85 | 97,51 | 60,06 | 0,96 |

A Figura 11 ilustra a variação horária do Rn observado e estimado pela RNA, para quatro dias, dois dias típicos de céu claro e dois dias típicos de céu nublado, com seus respectivos desempenhos estatísticos. Nota-se que para os dias de céu claro as estimativas são melhores do que em condições de nebulosidade. Pode-se observar que sob condições de nebulosidade, mudanças bruscas e rápidas aparecem na radiação solar que atinge a superfície, levando a fortes variações de Rn em tempos curtos. Dependendo da fração e tipo de cobertura de nuvem, são gerados valores extremos no conjunto de dados, os quais são difíceis de modelar, fazendo com que se superestime ou subestime o balanço de radiação, dependendo do período do dia, e também porque os parâmetros meteorológicos utilizados no modelo de RNA refletem estas variações abruptas (Ferreira *et al*, 2011; Jiang *et al*, 2014; Yadav e Chandell, 2014).

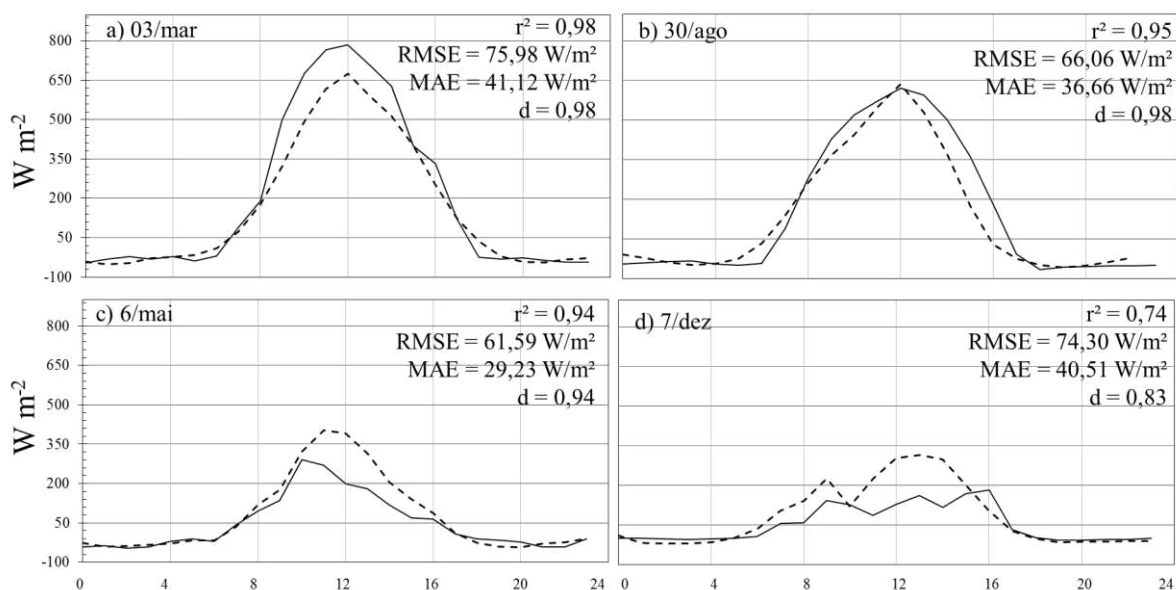


Figura 11. Ciclo diário do Rn observado (linha contínua) e estimado pela RNA (linha tracejada) para condições de céu claro (dias: a) Março 3, 2015 e b) Agosto 30, 2015) e condições de céu nublado (dias: c) Maio 6, 2015 e d) Dezembro 7, 2015)

O esforço por prever alguns dos componentes do balanço de radiação usando um mínimo de variáveis meteorológicas através de diferentes técnicas matemáticas, tem interessado outras pesquisas como Irmak *et al* (2003); Jiang *et al* (2015); e Kjaersgaard *et al* (2009), pois segundo eles seria uma grande melhoria e contribuição para engenheiros, agrônomos, climatologistas, e outros profissionais que rotineiramente utilizam dados climatológicos como precipitação, temperatura do ar, pressão atmosférica, umidade relativa do ar, e velocidade do vento. De acordo ao anterior, as RNAs propostas neste trabalho mostraram ser um importante avanço nesse objetivo, especificamente na modelagem da ROL_{inc} e do Rn. Apesar do trabalho ser desenvolvido na restinga da Marambaia, a metodologia poderia ser perfeitamente aplicável para outras superfícies e estações meteorológicas.

3.5 Sensoriamento Remoto

Nesta seção são apresentados os resultados e discussão dos componentes do balanço de radiação obtidos do sensor MODIS/Terra para 15 datas. A análise espacial das variáveis foi realizada para três dias do satélite Terra. Em seguida, os valores estimados – obtidos no pixel das coordenadas da torre – são comparados com os medidos na torre micrometeorológica (Figura 1) instalada na restinga da Marambaia, a

fim de validar a metodologia. No caso da ROL_{atm} e do R_n , a comparação foi feita tanto com os dados observados, quanto com os resultados da RNA simulados para o instante de passagem do satélite.

3.5.1 Albedo da superfície

Na Figura 12 são mostrados os mapas do albedo da superfície (α). Observa-se que para os três dias a restinga apresenta uma distribuição espacial similar, variando entre 0,09 e 0,14.

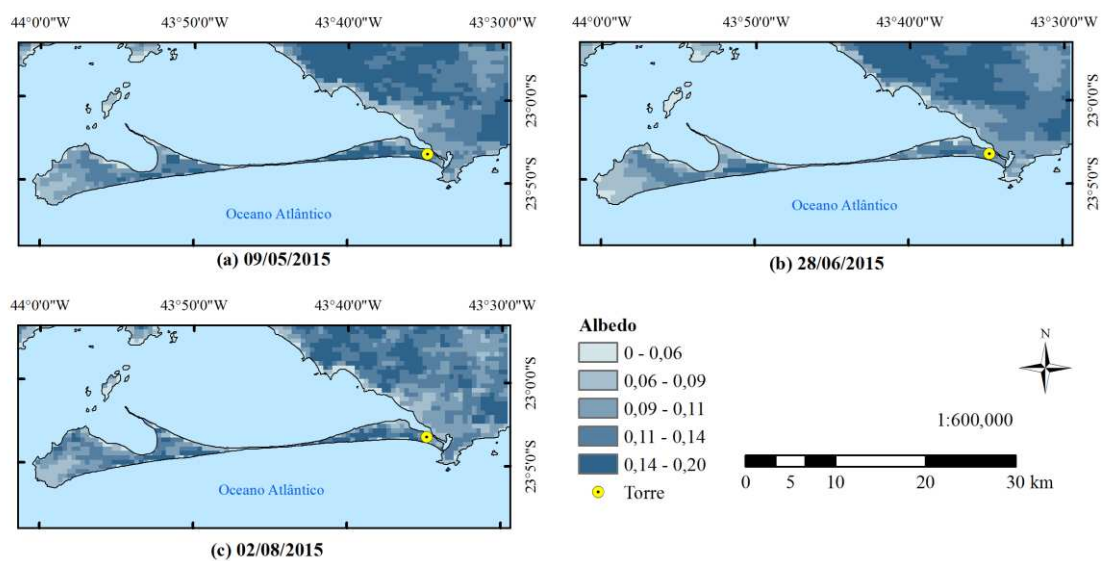


Figura 12. Distribuição espacial do albedo da superfície na restinga da Marambaia para três dias.

Na Figura 13 são apresentados os valores de albedo medidos e os obtidos com sensoriamento remoto, junto com o desempenho estatístico do modelo. Nota-se que a tendência da metodologia é subestimar os valores do albedo, pois apenas no dia 9 de maio o valor observado foi menor ao estimado. Nota-se que, o coeficiente de determinação foi de 0,26, considerado baixo. Os valores de RMSE e MAE são similares, o que mostra ausência de valores anômalos, o valor de d igual a 0,58.

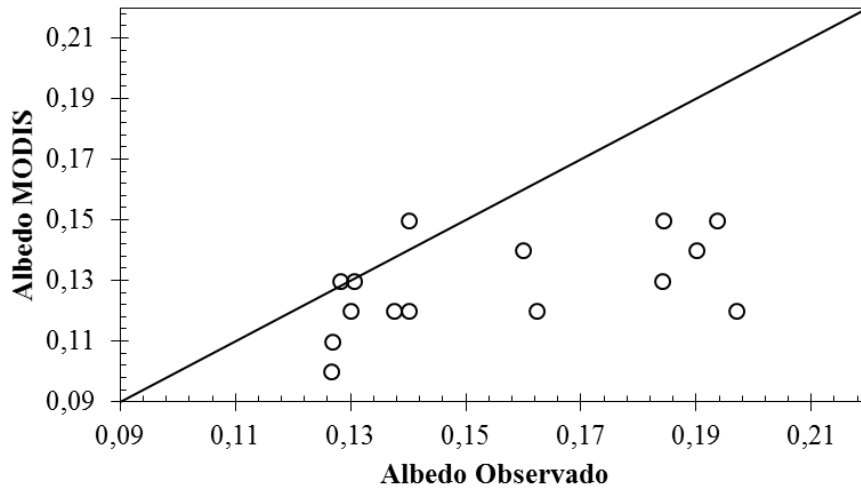


Figura 13. Albedo observado e estimado com sensor MODIS/Terra.

3.5.2 Radiação de onda curta incidente (ROC_{inc})

Na Figura 14 são mostrados os mapas de ROC_{inc} estimada pelo sensor MODIS/Terra. Para os três dias apresentados, ROC_{inc} variou entre 460 W m^{-2} e 600 W m^{-2} entre junho e agosto, respectivamente.

Os valores de ROC_{inc} observados e estimados pelo sensor MODIS/Terra, junto com o desempenho estatístico, são apresentados na Figura 15. Nota-se que em 9 dos 15 dias, os resultados estimados pelo sensor MODIS/Terra foram maiores que os dados observados na torre. No entanto, os resultados de $r^2 = 0,73$, $RMSE = 55,05 \text{ W m}^{-2}$, $MAE = 35,37 \text{ W m}^{-2}$ e $d = 0,92$, mostram que as diferenças entre os dados comparados foram pequenas, e por consequência o modelo apresentou um ajuste adequado. Bisht *et al* (2005), criadores da metodologia usada neste estudo, obtiveram um $r^2 = 0,97$ e $RMSE = 41 \text{ W m}^{-2}$ para Southern Great Plains, em Oklahoma nos Estados Unidos.

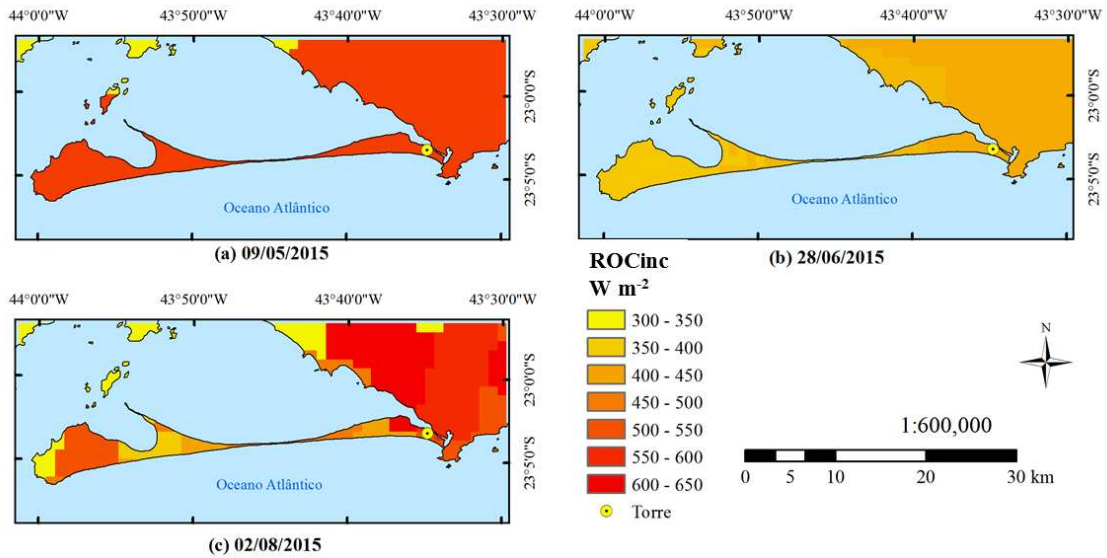


Figura 14. Distribuição espacial da radiação de onda curta incidente na restinga da Marambaia para três dias.

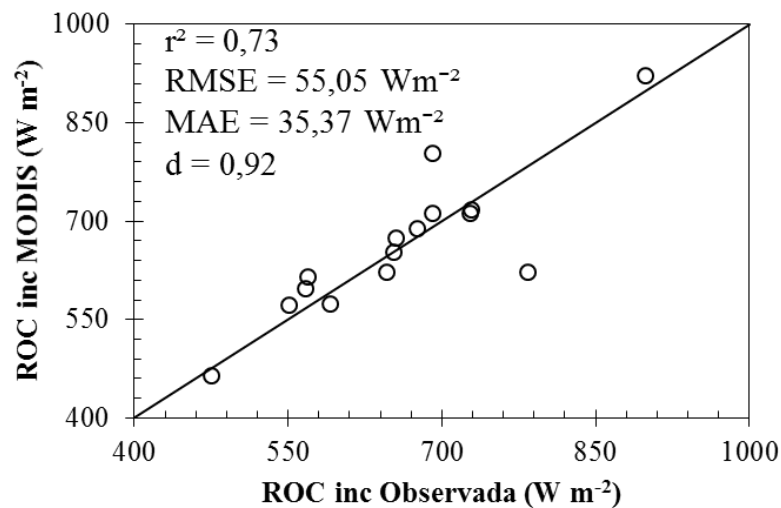


Figura 15. Radiação de onda curta incidente observada e estimada pelo sensor MODIS/Terra.

3.5.3 Radiação de onda longa emitida pela superfície (ROL_{sup})

Na Figura 16 são mostrados os mapas de ROL_{sup} estimada pelo sensor MODIS/Terra, apresentando uma variação entre 450 W m^{-2} e 500 W m^{-2} . Na Figura 17 são apresentados os valores de ROL_{sup} observados e calculados pelo sensor MODIS/Terra, com a respectiva avaliação estatística. Observa-se uma clara subestimação dos valores estimados a partir dos produtos do satélite. O valor do

coeficiente de determinação foi de 0,20. Os valores de RMSE e MAE ficaram muito próximos, o que indica baixa presença de dados anômalos. O d foi igual a 0,35, indicando baixa concordância do modelo.

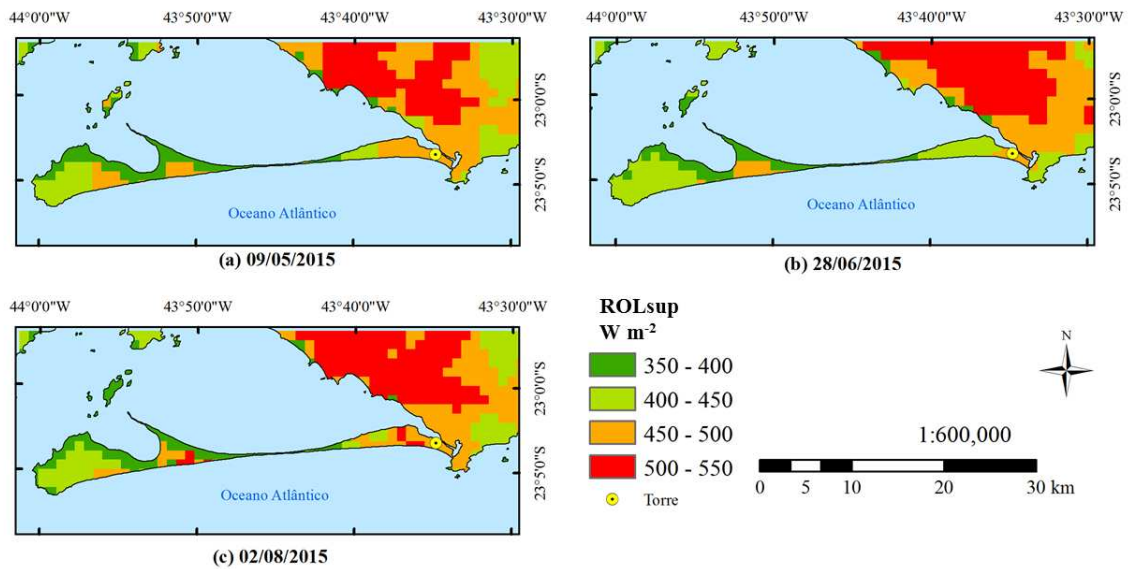


Figura 16. Distribuição espacial da radiação de onda longa emitida pela superfície na restinga da Marambaia para três dias.

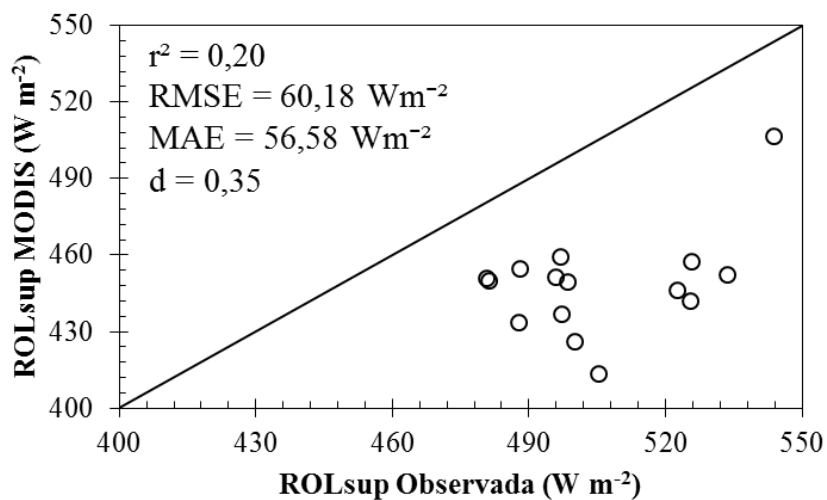


Figura 17. Valores observados e estimados pelo MODIS/Terra de ROL_{sup} na restinga de Marambaia.

3.5.4 Radiação de onda longa emitida pela atmosfera (ROL_{atm})

Os mapas com os resultados da ROL_{atm} estimados pelo sensor MODIS/Terra, estão apresentados na Figura 18.

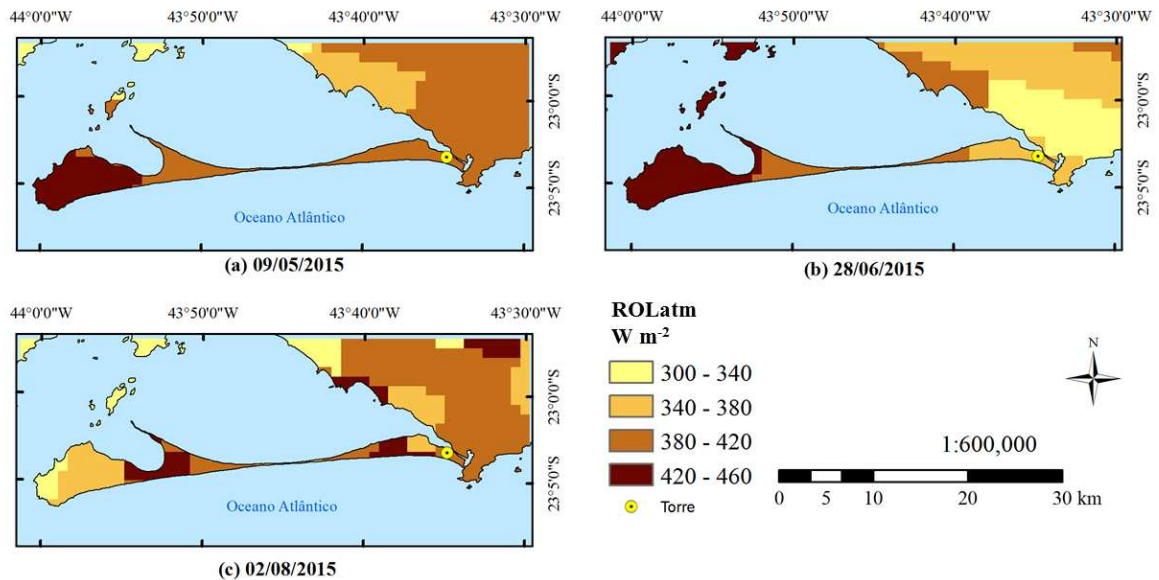


Figura 18. Distribuição espacial da radiação de onda longa emitida pela superfície na restinga da Marambaia para três dias.

Observou-se que a ROL_{atm} apresentou valores de 396 W m⁻² em maio, 374 W m⁻² em junho e 408 em agosto W m⁻². Na Figura 19 se mostra a comparação entre os dados medidos na torre, os dados estimados pelo sensor MODIS/Terra, e foram acrescentados os resultados calculados com a rede neural artificial configurada na seção 3.2.1, que usou como entrada os valores das variáveis meteorológicas apresentados na hora da passagem do satélite.

A Figura 19 esboça que as estimativas feitas utilizando RNAs (triângulos) são melhores do que as realizadas com os produtos do sensor MODIS/Terra (círculos). Isto pode estar relacionado ao fato da metodologia proposta por Bisht *et al* (2005), utiliza a parametrização de Prata (1996), a qual não apresentou desempenhos satisfatórios neste trabalho, conforme Tabela 7. Enquanto que a rede neural artificial foi calibrada a partir da comparação estatística com dados reais de saída, medidos na restinga de Marambaia. Este resultado é mais uma constatação da RNA como uma ótima ferramenta para

aplicações de modelagem dos componentes do balanço de radiação a partir de informações rotineiras de estações meteorológicas.

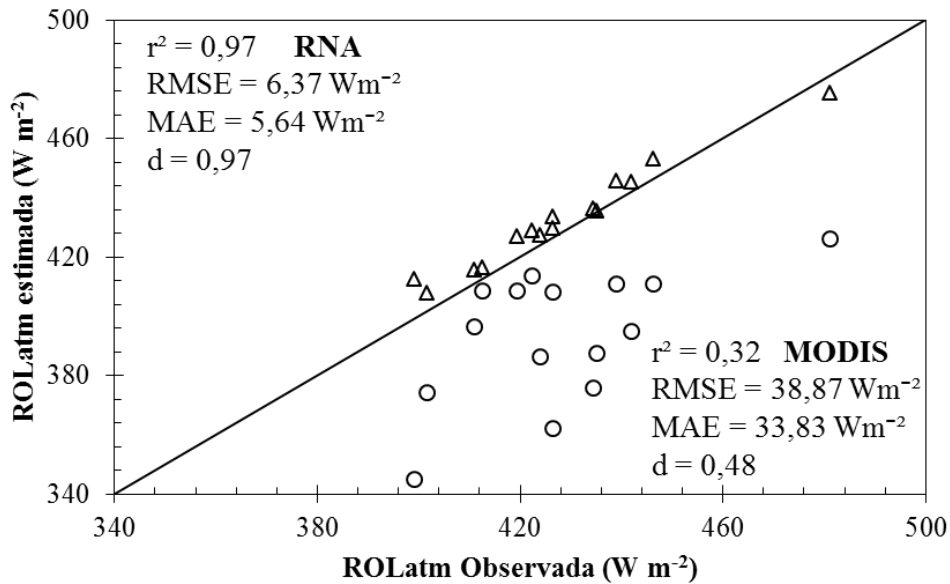


Figura 19. Valores observados, estimados pelo MODIS/Terra (círculos) e estimados pela RNA (triângulos) de ROL_{atm} na restinga da Maramabia.

3.5.5 Balanço de radiação (R_n)

Na Figura 20 visualizam-se os mapas do balanço de radiação estimado pelo sensor MODIS/Terra para três dias do período de estudo. R_n apresentou valores de 465 W m^{-2} para 9 maio, 313 W m^{-2} para 28 junho, e 470 W m^{-2} para 2 de agosto, para o sítio da torre micrometeorológica. Na Figura 21 se mostra a comparação entre os dados medidos na torre, e os valores estimados pelo sensor MODIS/Terra e pela RNA configurada na seção 3.4.1, que usou como entrada os valores das variáveis meteorológicas apresentados na hora da passagem do satélite.

Na Figura 21, para o saldo de radiação obtido a partir dos produtos MODIS, o coeficiente de determinação foi de 0,79, RMSE e MAE foram de $82,52 \text{ W m}^{-2}$ e $66,52 \text{ W m}^{-2}$ respectivamente, e o índice de concordância foi de 0,85. Bisht *et al* (2005), autores da metodologia empregada neste trabalho, reportaram $r^2 = 0,89$ e $RMSE = 74 \text{ W m}^{-2}$, para Southern Great Plains, nos Estados Unidos. Yu *et al* (2014), utilizando a mesma metodologia para o cálculo de R_n , obtiveram $RMSE = 34,32 \text{ W m}^{-2}$. No Brasil,

Santos *et al* (2015), determinaram o Rn para dois sítios pertencentes à Bacia Hidrográfica do Rio Mogi-Guaçu. Eles obtiveram $r^2 = 0,96$ e $RMSE = 48,98 \text{ W m}^{-2}$, para o sítio localizado no Cerrado, e $r^2 = 0,89$ e $RMSE = 58,52 \text{ W m}^{-2}$, para a torre situado na Usina de Santa Rita, em Luiz Antônio, SP. Isto evidencia que, avaliando por componente, a metodologia empregada neste trabalho mostrou uma subestimação dos resultados estimados em todos os casos com exceção da ROC_{inc} . No entanto, ao se analisar o resultado de Rn, que equivale a uma visão global da metodologia, esta conseguiu estimar valores próximos aos dados reais.

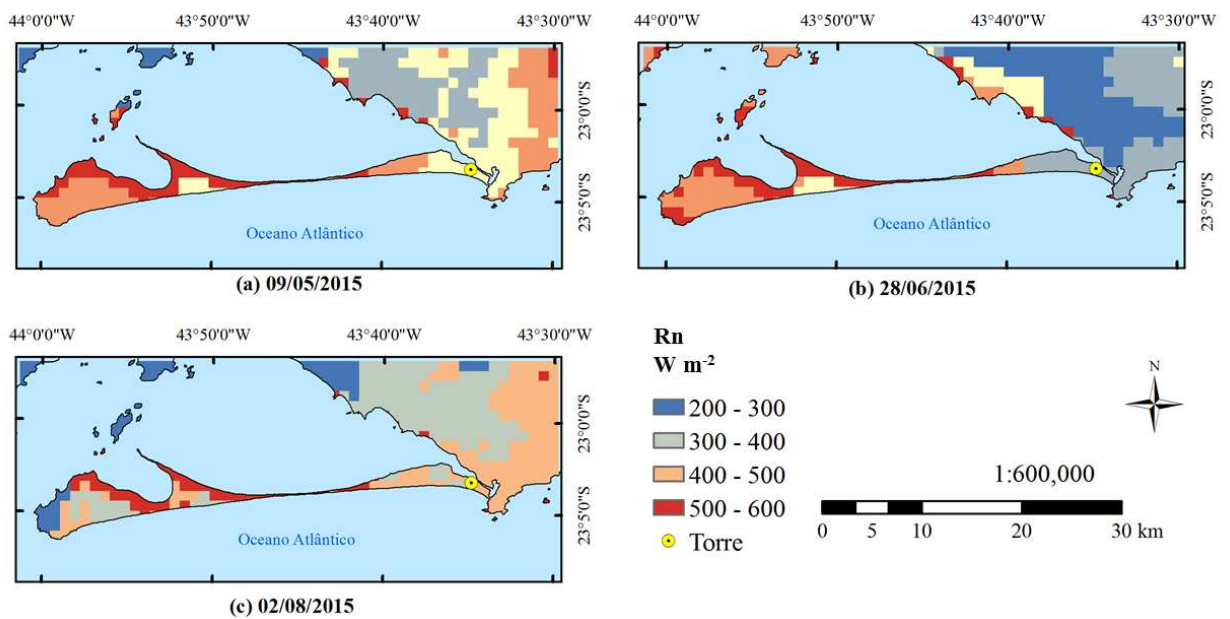


Figura 20. Distribuição espacial do balanço de radiação na restinga da Marambaia para três dias.

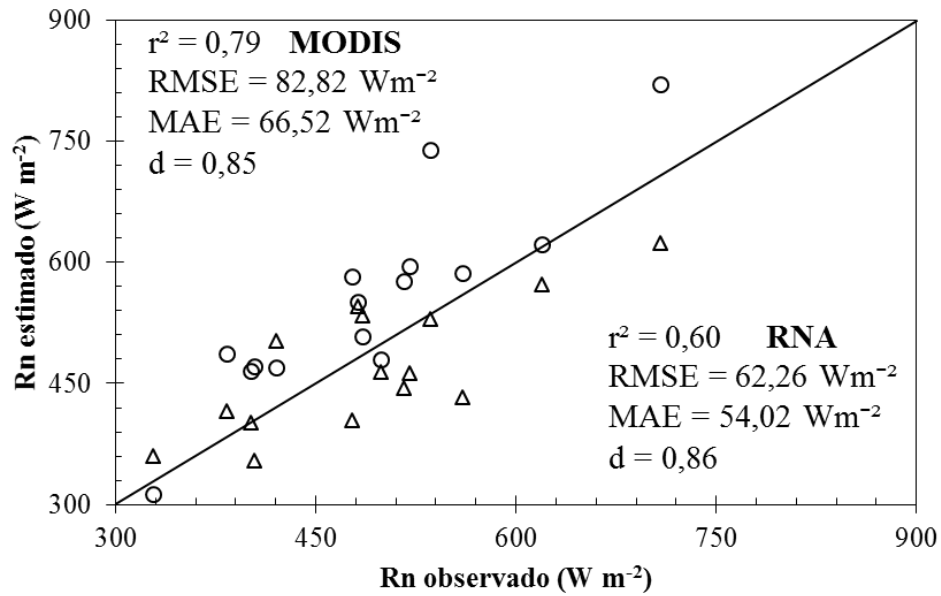


Figura 21. Valores observados de Rn, estimados pelo MODIS/Terra (círculos) e calculados pela RNA (triângulos) na restinga da Marambaia.

3.5.6 Ciclo diurno do Rn (Modelo Senoidal)

Na Figura 22, apresentam-se o ciclo diurno do balanço de radiação (Rn) observado, e estimados pela RNA e pelo MODIS através do modelo senoidal. Para este último, foram usadas as horas de nascer e pôr de sol da Tabela 3. Nos casos a, b e c da Figura 22, os melhores ajustes, em relação aos dados observados, correspondem ao modelo senoidal, evidenciando condições de céu claro para todo o dia. Já para o caso do dia 15 de outubro (d), o balanço de radiação observado mostrou uma pequena flutuação nas primeiras horas da manhã, provavelmente devido à presença de nebulosidade, e a RNA apresentou um melhor ajuste visual.

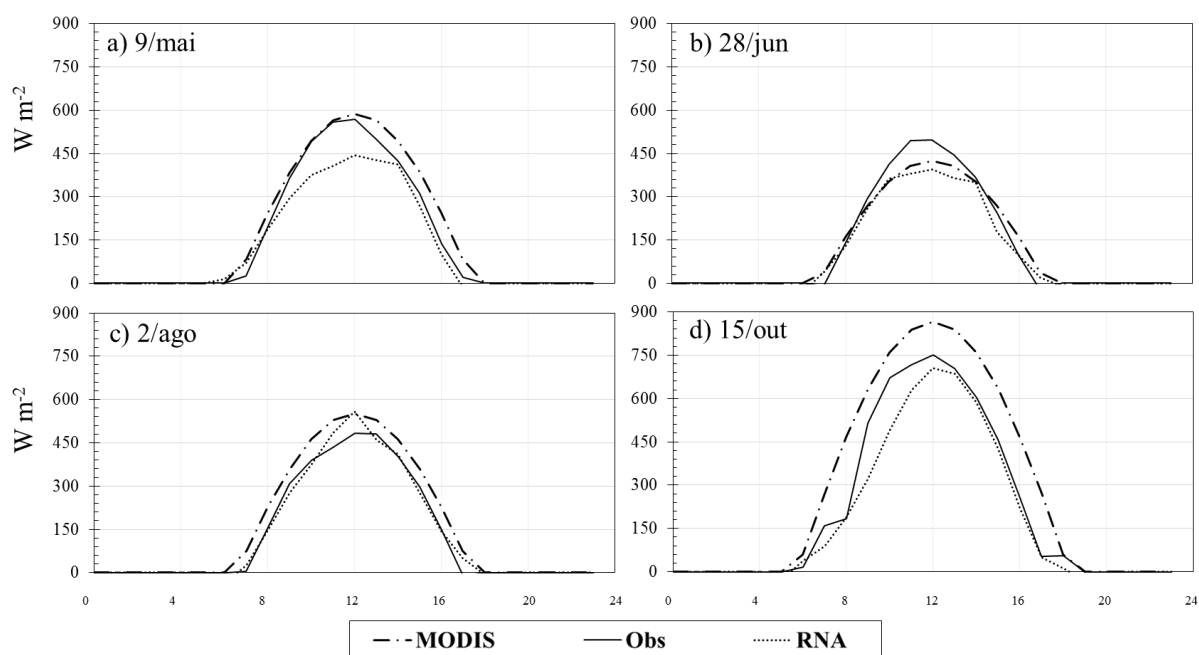


Figura 22. Ciclo diurno do balanço de radiação obtido com o modelo senoidal para os dias a) 9 de maio, b) 28 de junho, c) 2 de agosto e d) 15 de outubro.

Na Tabela 10 é apresentada a avaliação de desempenho estatístico do modelo senoidal e da RNA para os 15 dias de céu claro mencionados na Tabela 3. As estimativas feitas utilizando a RNA são ligeiramente melhores do que as realizadas com o modelo senoidal. Não obstante, poderia considerar-se que, de modo geral, tanto o modelo senoidal quanto a RNA, são capazes de capturar a variação diurna do Rn para os dias de céu claro. Isto também foi encontrado por Bisht *et al* (2005), que obtiveram $r^2 = 0,99$, $RMSE = 28 \text{ W m}^{-2}$; e por Santos *et al* (2015) que reportaram $r^2 = 0,95$ tanto para o Cerrado, quanto para a Usina de Santa Rita, SP.

Tabela 10. Desempenho estatístico do modelo senoidal e a RNA na simulação do ciclo diurno do balanço de radiação.

| Método | r^2 | RMSE (W m^{-2}) | MAE (W m^{-2}) | d |
|--------------|-------|-------------------------------|------------------------------|------|
| MODIS | 0,93 | 85,81 | 74,50 | 0,96 |
| RNA | 0,90 | 81,67 | 64,96 | 0,96 |

4. CONCLUSÕES

Medições dos componentes do balanço de radiação estão raramente disponíveis devido as limitações econômicas e técnicas dos equipamentos. Além disso, estes proporcionam medidas que são representativas apenas para áreas pontuais, que não podem ser utilizadas em escalas regionais. No esforço de contribuir à solução desta limitação, este trabalho usou metodologias baseadas em sensoriamento remoto e redes neurais artificiais, para a estimação dos componentes do balanço de radiação.

Neste estudo, as RNAs foram aplicadas como uma abordagem alternativa e conveniente para calcular ROL_{atm} e R_n , utilizando como variáveis de entrada parâmetros meteorológicos medidos em estações convencionais. A RNA para o cálculo de ROL_{atm} apresentou melhor desempenho que os modelos clássicos de Brunt (1932), Swinbank (1963), Idso e Jackson (1969), Brutsaert (1975), Satterlund (1979), Idso (1981) e Prata (1996), para todo o período. Na determinação do R_n com a RNA, se obtiveram melhores desempenhos para os dias de céu claro, que para os dias de céu nublado. O método usado aqui, possui a vantagem de empregar dados medidos rotineiramente em estações meteorológicas, diferente de outros modelos físicos como os propostos por Beruski *et al* (2015); Iziomon *et al* (2000); Sentelhas e Gillespie (2008), que exigem parâmetros geofísicos como ROC_{inc} , ROL_{atm} , albedo, emissividade da superfície, entre outros, de difícil medição em estações convencionais.

Assim, o emprego das RNAs tornam-se uma metodologia adequada no cálculo das componentes do balanço de radiação a partir de variáveis meteorológicas. No entanto, alguns cuidados devem ser tomados antes de transferir o método para outras superfícies. Apesar das RNAs ser uma ferramenta robusta para explorar e definir relações entre parâmetros pertencentes a diferentes conjuntos de dados empíricos, a limitação desses modelos é precisamente o caráter empírico dos dados utilizados para as fases de treinamento, teste e validação, que incluem erros de medição, descontinuidades ou fortes variações. Neste caso, a maior variabilidade dos dados deveu-se à nebulosidade.

No presente trabalho, foi usada uma metodologia para estimar os componentes do balanço de radiação e seu ciclo diurno, para dias de céu claro, usando unicamente

dados de satélite. O método subestimou os valores de albedo, ROL_{atm} e ROL_{sup} . Porém, mostrou bons resultados para ROC_{inc} e R_n . Para o ciclo diurno do saldo de radiação, o sensoriamento remoto apresentou desempenho similares as RNAs.

Entre as fontes do erro na metodologia do sensoriamento remoto poderiam se considerar: a) A heterogeneidade da superfície pode levar a erros maiores de 1K da temperatura de superfície, obtida do produto MOD11A1; b) O método assume que a condição de céu claro encontrada no instante da passagem do satélite, é constante durante todo o dia. Esta premissa leva a grandes erros, quando nos instantes anteriores ou posteriores à passagem do satélite, se apresenta nebulosidade; c) Provavelmente, a resolução espacial do sensor utilizado seja baixa para uma área tão pequena como a restinga da Marambaia.

Contudo, este trabalho mostrou que ambas as metodologias podem ser consideradas como alternativas interessantes no esforço de calcular os componentes do balanço de radiação a partir de um mínimo de variáveis meteorológicas ou para áreas sem nenhuma instrumentação.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGUIAR, L. J. G.; COSTA, J. M. N. DA; FISCHER, G. R.; AGUIAR, R. G.; COSTA, A. C. L. DA; FERREIRA, W. P. M. Estimativa da radiação de onda longa atmosférica em áreas de floresta e de pastagem no sudoeste da Amazônia. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 26, n. 2, p. 215–224, 2011.

ALLEN, R. G.; TASUMI, M.; TREZZA, R. Satellite-Based Energy Balance for Mapping Evapotranspiration with Internalized Calibration (METRIC). **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v. 133, n. 4, p. 395–406, 2007.

AMATYA, P. M.; MA, Y.; HAN, C.; WANG, B.; DEVKOTA, L. P. Estimation of net radiation flux distribution on the southern slopes of the central Himalayas using MODIS data. **Atmospheric Research**, v. 154, p. 146–154, 2015.

ANOCHI, J. A.; SILVA, J. D. S. D. Uso de teoria de conjuntos aproximativos e redes neurais artificiais no estudo de padrões climáticos sazonais. **Learning and Nonlinear Models**, v. 7, p. 83–91, 2009.

ARBO-GALLAS, D.; VERÇOZA, F. DE C. Cactaceae family in Grumari Sandbank, Rio de Janeiro, RJ, Brazil. **Revista Eletrônica de Biologia**, v. 5, n. 1, p. 129–143, 2012.

BARBARO, E.; OLIVEIRA, A. P.; SOARES, J.; CODATO, G.; FERREIRA, M. J. Observational characterization of the downward atmospheric longwave radiation at the surface in the city of São Paulo. **Journal of Applied Meteorology and Climatology**, v. 49, n. 12, p. 2574–2590, 2010.

BASTIAANSEN W.G.M.; MENETI M.; FEDDES R.A.; HOLTSLAG, A. A. M. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL) 1. Formulation. **Journal of Hydrology**, v. 212–213, p. 198–212, 1998.

BERUSKI, G. C.; PEREIRA, A. B.; SENTELHAS, P. C. Desempenho de diferentes modelos de estimativa da radiação solar global em Ponta Grossa, PR. **Revista**

Brasileira de Meteorologia, v. 30, n. 2, p. 205–213, 2015.

BISHT, G.; VENTURINI, V.; ISLAM, S.; JIANG, L. Estimation of the net radiation using MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) data for clear sky days. **Remote Sensing of Environment**, v. 97, p. 52–67, 2005.

CARVALHO, A. L. G. DE; SOMNER, G. V.; ALLEN, J. Is the phenology of all restinga species the same? A taxonomically-focused study of Sapindaceae in a highly threatened coastal environment. **Flora**, v. 215, p. 92–101, 2015.

CHEVALLIER, F.; CHÉRUY, F.; SCOTT, N. A.; CHÉDIN, A. A neural network approach for a fast and accurate computation of a longwave radiative budget. **Journal of Applied Meteorology**, v. 37, p. 1385–1397, 1998.

COGLIATTI-CARVALHO, L.; FREITAS, A. F. N. DE; ROCHA, C. F. D. DA; VAN SLUYS, M. Variação na estrutura e na composição de Bromeliaceae em cinco zonas de restinga no Parque Nacional da Restinga de Jurubatiba, Macaé, RJ. **Revista Brasileira de Botânica**, v. 24, n. 1, p. 1–9, 2001.

DIAS, E. J. R.; ROCHA, C. F. D. Habitat structural effect on squamata fauna of the restinga ecosystem in Northeastern Brazil. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v. 86, n. 1, p. 359–371, 2014.

DUARTE, H. F.; DIAS, N. L.; MAGGIOTTO, S. R. Assessing daytime downward longwave radiation estimates for clear and cloudy skies in Southern Brazil. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 139, n. 3–4, p. 171–181, 2006.

FERREIRA, A. G.; SORIA-OLIVAS, E.; LÓPEZ, A. J. S.; LOPEZ-BAEZA, E. Estimating net radiation at surface using artificial neural networks: a new approach. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 106, n. 1–2, p. 263–279, 2011.

FILHO, J. D. DA C. S.; RIBEIRO, A.; COSTA, M. H.; COHEN, J. C. P.; ROCHA, E. J. P. Variação sazonal do balanço de radiação em uma floresta tropical no nordeste da Amazônia. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 21, n. 3b, p. 318–330,

2006.

GALVÃO, J. A. DA C.; FISCH, G. Balanço de radiação em área de pastagem na Amazônia. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 8, n. 1, p. 2496–2506, 2000.

GERALDO-FERREIRA, A.; SORIA-OLIVAS, E.; GÓMEZ-SANCHIS, J.; SERRANO-LÓPEZ, A. J.; VELÁZQUEZ-BLAZQUEZ, A.; LÓPEZ-BAEZA, E. Modelling net radiation at surface using “in situ” netpyrradiometer measurements with artificial neural networks. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 11, p. 14190–14195, 2011.

IRMAK, S.; IRMAK, A.; JONES, J. W.; HOWELL, T. A.; JACOBS, J. M.; ALLEN, R. G.; HOOGENBOOM, G. Predicting daily net radiation using minimum climatological data. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v. 129, n. 4, p. 256–269, 2003.

IZIOMON, M. G.; MAYER, H.; MATZARAKIS, A. Empirical models for estimating net radiative flux: A case study for three mid-latitude sites with orographic variability. **Astrophysics and Space Science**, v. 273, p. 313–330, 2000.

JIANG, B.; ZHANG, Y.; LIANG, S.; WOHLFAHRT, G.; ARAIN, A.; CESCATTI, A.; ... ZHANG, X. Surface daytime net radiation estimation using artificial neural networks. **Remote Sensing**, v. 6, p. 11031–11050, 2014.

JIANG, B.; ZHANG, Y.; LIANG, S.; ZHANG, X.; XIAO, Z. Empirical estimation of daytime net radiation from shortwave radiation and ancillary information. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 211–212, p. 23–36, 2015.

KJAERGAARD, J. H.; CUENCA, R. H.; MARTÍNEZ-COB, A.; GAVILÁN, P.; PLAUBORG, F.; MOLLERUP, M.; HANSEN, S. Comparison of the performance of net radiation calculation models. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 98, n. 1–2, p. 57–66, 2009.

KJAERGAARD, J. H.; PLAUBORG, F. L.; HANSEN, S. Comparison of

models for calculating daytime long-wave irradiance using long term data set. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 143, n. 1–2, p. 49–63, 2007.

KRASNOPOLSKY, V. M. Neural network emulations for complex multidimensional geophysical mappings: Applications of neural network techniques to atmospheric and oceanic satellite retrievals and numerical modeling. **Reviews of Geophysics**, v. 45, n. 3, p. 1–34, 2007.

KRUK, N. S.; VENDRAME, Í. F.; DA ROCHA, H. R.; CHOU, S. C.; CABRAL, O. Downward longwave radiation estimates for clear and all-sky conditions in the Sertãozinho region of São Paulo, Brazil. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 99, n. 1–2, p. 115–123, 2010.

LACERDA, L. D.; ARAUJO, D. S. D.; MACIEL, N. C. Dry coastal ecosystems of the tropical Brazilian coast. In: **Dry coastal ecosystems Africa, America, Asia and Oceania**. ELSEVIER ed. [s.l: s.n.]. p. 477–493.

LIANG, S.; WANG, K.; ZHANG, X.; WILD, M. Review on estimation of land surface radiation and energy budgets from ground measurement, remote sensing and model simulations. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 3, n. 3, p. 225–240, 2010.

NAGLER, P. L.; CLEVERLY, J.; GLENN, E.; LAMPKIN, D.; HUETE, A.; WAN, Z. Predicting riparian evapotranspiration from MODIS vegetation indices and meteorological data. **Remote Sensing of Environment**, v. 94, n. 1, p. 17–30, 2005.

NOBLE, P. A.; TRIBOU, E. H. Neuroet: An easy-to-use artificial neural network for ecological and biological modeling. **Ecological Modelling**, v. 203, n. 1–2, p. 87–98, 2007.

NUNES-FREITAS, A. F.; ROCHA-PESSÔA, T. C.; COGLIATTI-CARVALHO, L.; ROCHA, C. F. D. Bromeliaceae da restinga da Reserva Biológica Estadual da Praia do Sul: composição, abundância e similaridade da comunidade. **Acta Botanica Brasilica**, v. 20, n. 3, p. 709–717, 2006.

OZGOREN, M.; BILGILI, M.; SAHIN, B. Estimation of global solar radiation using ANN over Turkey. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 5, p. 5043–5051, 2012.

PEREIRA, M. G.; SILVA, A. N.; PAULA, R. R.; MENEZES, L. F. T. Aporte e decomposição de Serapilheira em floresta periodicamente inundável na Restinga da Marambaia, RJ. **Ciencia Florestal**, v. 22, n. 1, p. 59–67, 2012.

RAHIMIKHOOB, A. Estimating global solar radiation using artificial neural network and air temperature data in a semi-arid environment. **Renewable Energy**, v. 35, n. 9, p. 2131–2135, 2010.

RANDOW, R. DE C. S. VON; ALVALÁ, R. C. DOS SANTOS. Estimativa da radiação de onda longa atmosférica no Pantanal Sul Mato-Grossense durante os períodos secos de 1999 e 2000. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 21, n. 3, p. 398–412, 2006.

ROCHA, C. F. D.; BERGALLO, H. G.; VAN SLUYS, M.; ALVES, M. A S.; JAMEL, C. E. The remnants of restinga habitats in the brazilian Atlantic Forest of Rio de Janeiro state, Brazil: habitat loss and risk of disappearance. **Brazilian Journal of Biology**, v. 67, n. 2, p. 263–273, 2007.

SANTOS, F. A. C.; SANTOS, C. A. C. DOS; BARBOSA DA SILVA, B.; ARAÚJO, A. L.; CUNHA, J. E. DE B. L. Desempenho de metodologias para estimativas de saldo de radiação a partir de imagens MODIS. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 30, n. 3, p. 295–306, 2015.

SCARANO, F. R. Structure, function and floristic relationships of plant communities in stressful habitats marginal to the Brazilian Atlantic rainforest. **Annals of Botany**, v. 90, n. 4, p. 517–524, 2002.

ŞENKAL, O.; KULELI, T. Estimation of solar radiation over Turkey using artificial neural network and satellite data. **Applied Energy**, v. 86, n. 7–8, p. 1222–

1228, 2009.

SENNA, M. C. A.; COSTA, M. H.; SHIMABUKURO, Y. E. Fraction of photosynthetically active radiation absorbed by Amazon tropical forest: A comparison of field measurements, modeling, and remote sensing. **Journal of Geophysical Research**, v. 110, n. G1, p. 1–8, 2005.

SENTELHAS, P. C.; GILLESPIE, TERRY J. Estimating hourly net radiation for leaf wetness duration modelling by Penman-Monteith equation. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 91, p. 205–215, 2008.

SILVA, L. F. M.; MARTINS, S. V.; PEREIRA, O. J. Heterogeneidade florística das fitocenoses de restingas nos estados do Rio de Janeiro e Espírito Santo, Brasil. **Revista Árvore**, v. 35, n. 2, p. 245–254, 2011.

WANG, W.; LIANG, S. Estimation of high-spatial resolution clear-sky longwave downward and net radiation over land surfaces from MODIS data. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 4, p. 745–754, 2009.

WILLMOTT, C. J. On the validation of models. **Physical Geography**, v. 2, n. 2, p. 184–194, 1981.

YADAV, A. K.; CHANDEL, S. S. Solar radiation prediction using Artificial Neural Network techniques: A review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 33, p. 772–781, 2014.

YU, L. et al. Estimating land surface radiation balance using MODIS in northeastern China. **Journal of Applied Remote Sensing**, v. 8, n. 1, p. 83523, 2014.

6. APÊNDICE

6.1 Equações dos modelos clássicos.

Brunt (1932):

$$ROL_{atm} = [0,065(e^{0,5}) + 0,52]\sigma T^4 \quad Eq. 6$$

Swinbank (1963):

$$ROL_{atm} = [9 * 10^{-6}]\sigma T^6 \quad Eq. 7$$

Idso e Jackson (1969):

$$ROL_{atm} = \{1 - 0,26 \exp[-7,77 * 10^{-4}(273 - T)^2]\}\sigma T^4 \quad Eq. 8$$

Brutsaert (1975):

$$ROL_{atm} = \left[1,24 \left(\frac{e}{T}\right)^{1/7}\right] \sigma T^4 \quad Eq. 9$$

Satterlund (1979):

$$ROL_{atm} = \left\{1,08 \left[1 - \left(e^{\frac{T}{2016}}\right)\right]\right\} \sigma T^4 \quad Eq. 10$$

Idso (1981):

$$ROL_{atm} = \left[0,7 + 5,95 * 10^{-5} \left(e \exp\left(\frac{1500}{T}\right)\right)\right] \sigma T^4 \quad Eq. 11$$

Prata (1996):

$$ROL_{atm} = \{1 - (1 + \varepsilon) \exp[-(1,2 + 3\varepsilon)^{0,5}]\}\sigma T^4 \quad Eq. 12$$

Em que ROL_{atm} é a radiação de onda longa emitida pela atmosfera (Wm^{-2}), σ é a constante de Stefan-Boltzmann ($5,6697 \times 10^{-8} Wm^{-2}K^{-4}$), e a pressão de vapor d'água (mb), T a temperatura do ar (K) e $\xi = 46,5 (e/T)$.

A pressão de vapor d'água calculou-se a partir da equação de Tetens, onde T é a temperatura do ar dada em °C.

$$e_s = 6,1078 * 10^{\left(\frac{7,5T}{237,3+T}\right)} \quad Eq. 13$$

A pressão atual de vapor d'água foi determinada pela seguinte equação, onde UR é a umidade relativa do ar (%).

$$e = \frac{e_s * UR}{100} \quad Eq. 14$$

6.2 Algoritmo de Bisht *et al* 2005.

a) Cálculo de ROC_{inc}

$$ROC_{inc} = \frac{S_0 \cos^2 \theta}{1,08 \cos \theta + e_0 (2,7 * \cos \theta) * 10^{-3} + 0,2} \quad Eq. 15$$

Onde:

S_0 = Constante solar = 1367 Wm^{-2}

θ = Ângulo zenital solar (Obtido do produto MOD09GA)

e_0 = Pressão parcial de saturação vapor (hPa), obtida pela equação

$$e_0 = 6,11 \exp \left[\frac{Lv}{Rv} \left(\frac{1}{273,15} - \frac{1}{Td} \right) \right] \quad Eq. 16$$

Onde:

Lv = Calor latente de vaporização de água = $2,5 * 10^6 \text{ Jkg}^{-1}\text{K}^{-1}$

Rv = Constante de vapor d'água = $461,50 \text{ kg}^{-1}\text{K}^{-1}$

Td = Temperatura de ponto orvalho (Obtida do produto MOD07_L2)

b) Cálculo do Albedo

$$\alpha = 0,215\rho_1 + 0,215\rho_2 + 0,242\rho_3 + 0,129\rho_4 + 0,101\rho_5 + 0,062\rho_6 + 0,036\rho_7 \quad Eq. 17$$

Em que ρ de 1 até 7 representam as refletâncias monocromáticas relativas a cada uma das sete bandas espectrais do MODIS, distribuídos por meio do produto MOD09GA

c) Cálculo de ROL_{atm}

$$ROL_{atm} = \varepsilon_a \sigma T_a^4 \quad Eq. 18$$

Em que:

T_a = Temperatura do ar (Obtida do produto MOD07_L2);

σ = Constante de Stefan-Boltzmann = $5,6697 \times 10^{-8} \text{ Wm}^{-2}\text{K}^{-4}$

ε_a = Emissividade atmosférica, obtida com a equação de Prata (1996)

$$\varepsilon_a = \{1 - (1 + \vartheta) \exp[-(1,2 + 3\vartheta)^{0,5}]\} \quad Eq. 19$$

Em que:

$$\vartheta = 46,5 \frac{e_0}{T_a} \quad Eq. 20$$

d) Cálculo de ROL_{out}

$$ROL_{sup} = \varepsilon_s \sigma T_s^4 \quad Eq. 21$$

Onde:

ε_s = Emissividade da superfície (Obtida do produto MOD11A1)

T_s = Temperatura da superfície (Obtida do produto MOD11A1)

e) Ciclo diurno

$$Rn(t) = Rn_{max} \sin \left[\left(\frac{t - t_{nas}}{t_{p\delta r} - t_{nas}} \right) \pi \right] \quad Eq. 22$$

Onde,

t = hora em que deseja-se saber o valor de R_n

t_{nas} = hora de nascer do sol

$t_{pôr}$ = hora do pôr do sol

$R_{n_{max}}$ = Balanço de radiação máximo no dia estudado

$$R_{n_{max}} = \frac{INR}{\sin \left[\left(\frac{t_{pass} - t_{nas}}{t_{pôr} - t_{nas}} \right) \pi \right]} \quad Eq. 23$$

Em que,

INR = Balanço de radiação no instante de passagem do satélite.