



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO PAULO  
UNIDADE BAIXADA SANTISTA - SP  
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS DO MAR  
BACHARELADO INTERDISCIPLINAR EM CIÊNCIA E TECNOLOGIA DO  
MAR

ISABELLE SARDINHA LEONARDO CAMPOS

DESENVOLVIMENTO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL PARA ESTIMATIVA  
DA RADIAÇÃO SOLAR GLOBAL INCIDENTE EM SANTOS-SP

Santos – SP  
Novembro, 2015

ISABELLE SARDINHA LEONARDO CAMPOS

**DESENVOLVIMENTO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL PARA  
ESTIMATIVA DA RADIAÇÃO SOLAR GLOBAL INCIDENTE EM SANTOS-  
SP**

Monografia submetida ao curso de graduação em Bacharelado Interdisciplinar em Ciência e Tecnologia do Mar, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel Interdisciplinar em Ciência e Tecnologia do Mar.

Orientador: Prof. Dr. Fernando Ramos Martins

Santos – SP

Novembro, 2015

Campos, Isabelle Sardinha Leonardo, 1995 -

C198d

Desenvolvimento de Rede Neural Artificial para  
estimativa de Radiação Solar Global em Santos-SP. /  
Isabelle Sardinha Leonardo Campos; Orientador: Prof. Dr.  
Fernando Ramos Martins – Santos, 2015.

n. 23. : il. color. ; 30 cm.

Trabalho de conclusão de curso (graduação) –  
Universidade Federal de São Paulo - campus Baixada  
Santista, Curso de Bacharelado Interdisciplinar em  
Ciências e Tecnologia do Mar, 2015.

1. Energia Solar 2. Estimativa de Radiação Solar  
Global. 3. Redes Neurais Artificiais. 4. Software R. I.  
Martins, Fernando Ramos, Orientador. II. Título.

CDD 551.46

Aos meu pai Marcelo, por estar sempre presente nos meus pensamentos e no meu coração.

## AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço à minha mãe Cintia, pelo apoio no decorrer do curso desde o meu ingresso até as etapas finais, fazendo com que fosse possível a minha estadia longe da minha cidade natal. Ao meu pai Marcelo, que mesmo não presente fisicamente, se tornou a minha principal motivação e a pessoa a qual mais quero dar orgulho. Agradeço também aos meus irmãos Marcel e Bruna, os quais me encorajaram a seguir às minhas escolhas. À família, pelo seu amor incondicional.

Ao Prof. Dr. Fernando Ramos Martins, pela confiança ao me direcionar para o desenvolvimento deste projeto. Agradeço pela paciência, dedicação, conhecimentos compartilhados e pelo amigo que se tornou para mim. À Thaianne Gambarra Soares, pela troca de conhecimentos e os auxílios nunca negados para a concretização deste presente estudo.

Ao meu namorado Felipe, por ter sido meu companheiro durante todo o meu período de formação, ter estado comigo nos momentos mais difíceis e me ajudado a seguir em frente.

Por fim, às minhas companheiras de república Aretha, Dayene e Kelly. Também à Ana Cláudia, Jéssica e Maitê, que se tornaram minhas amigas e conquistaram a minha confiança no decorrer do nosso convívio.

## RESUMO

A Energia solar é um recurso energético renovável que vem sendo cada vez mais aproveitado mundialmente devido aos seus benefícios socioambientais e econômicos. No Brasil, o aproveitamento desse recurso apresenta tendências de crescimento, uma vez que esse país tem grande potencial para atender as necessidades energéticas com a implantação de tecnologias de aproveitamento térmico e fotovoltaico da energia solar. Em contrapartida, para tornar isso uma realidade, é necessário o desenvolvimento de métodos para estimativa da quantidade de radiação incidente na superfície terrestre, o que nem sempre é possível devido à ausência de dados com confiabilidade satisfatória. O objetivo desse trabalho é, portanto, estimar a quantidade de radiação solar incidente na cidade de Santos, utilizando um modelo estatístico baseado na ferramenta de Rede Neural Artificial. Para o desenvolvimento do código numérico foi utilizado a biblioteca nnet que acompanha o pacote estatístico R. Dados meteorológicos coletados na estação de Moela, operada pelo INMET no litoral Sul do estado de São Paulo, foram utilizados para desenvolver e testar a rede neural. Os resultados demonstraram a validade da metodologia para estimar o potencial solar de uma região.

## **REGRAS DA APRESENTAÇÃO TEXTUAL**

Este trabalho foi elaborado de acordo com as normas da Revista Brasileira de Ensino de Física, disponível para verificação em: <<http://rbef.sbfisica.org.br/index.php/rbef/about/submissions#authorGuidelines>> e anexada neste documento.

## SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO .....</b>	<b>07</b>
<b>2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....</b>	<b>09</b>
<b>2.1 Processos Radiativos na Atmosfera .....</b>	<b>09</b>
<b>2.2 Base de Dados .....</b>	<b>10</b>
<b>2.3 Modelagem Numérica .....</b>	<b>10</b>
<b>2.4 Redes Neurais Artificiais (RNA) .....</b>	<b>11</b>
2.4.1 Funcionamento das RNAs .....	11
2.4.2 Aplicações das RNAs .....	12
<b>3. METODOLOGIA .....</b>	<b>13</b>
<b>3.1 Estação Solarimétrica .....</b>	<b>13</b>
<b>3.2 Qualificação dos dados de Radiação Solar .....</b>	<b>13</b>
<b>3.3 Normalização da Base de Dados para a RNA .....</b>	<b>14</b>
<b>3.4 Arquitetura e treinamento da RNA .....</b>	<b>15</b>
<b>4. RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	<b>15</b>
<b>5. CONCLUSÃO .....</b>	<b>17</b>
<b>6. REFERÊNCIAS .....</b>	<b>18</b>



# DESENVOLVIMENTO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL PARA ESTIMATIVA DA RADIAÇÃO SOLAR GLOBAL INCIDENTE EM SANTOS-SP

Isabelle Sardinha Leonardo Campos, Fernando Ramos Martins

Instituto do Mar – Bacharelado Interdisciplinar em Ciência e Tecnologia do Mar  
Universidade Federal de São Paulo, Av. Saldanha da Gama, 89, CEP 11030-400, Santos,  
São Paulo, Brasil.; isabelle.slcampos@gmail.com

A Energia solar é um recurso energético renovável que vem sendo cada vez mais aproveitado mundialmente devido aos seus benefícios socioambientais e econômicos. No Brasil, o aproveitamento desse recurso apresenta tendências de crescimento, uma vez que esse país tem grande potencial para atender as necessidades energéticas com a implantação de tecnologias de aproveitamento térmico e fotovoltaico da energia solar. Em contrapartida, para tornar isso uma realidade, é necessário o desenvolvimento de métodos para estimativa da quantidade de radiação incidente na superfície terrestre, o que nem sempre é possível devido à ausência de dados com confiabilidade satisfatória. O objetivo desse trabalho é, portanto, estimar a quantidade de radiação solar incidente na cidade de Santos, utilizando um modelo estatístico baseado na ferramenta de Rede Neural Artificial. Para o desenvolvimento do código numérico foi utilizado a biblioteca nnet que acompanha o pacote estatístico R. Dados meteorológicos coletados na estação de Moela, operada pelo INMET no litoral Sul do estado de São Paulo, foram utilizados para desenvolver e testar a rede neural. Os resultados demonstraram a validade da metodologia para estimar o potencial solar de uma região.

**Palavras - chave:** Energia Solar; Estimativa de Radiação Solar Global; Redes Neurais Artificiais; software R.

## 1. INTRODUÇÃO

É indubitável que tem havido diversas e significativas mudanças no meio ambiente, sobretudo climáticas, causada pelo aumento do consumo de energia nos países em desenvolvimento [1]. Esse fato tornou-se evidenciado após a Revolução Industrial, que colocou tais países em uma situação de reconstrução econômica, decorrendo em um processo de avanço tecnológico, levando à uma necessidade cada vez maior de recursos energéticos.

Como consequência do consumo de energia com emprego de combustíveis fósseis, os países desenvolvidos são considerados os maiores contribuintes para o aumento da concentração de gases de efeito estufa na atmosfera terrestre, acarretando o aquecimento global. Porém, os países em desenvolvimento, tentando alcançar desenvolvimento social e padrão de vida similar, apresentam uma demanda crescente de energia para atender uma população crescente com segurança energética necessária. A preocupação ambiental vem ganhando destaque no mundo e vem impulsionando a comunidade científica para investigar e desenvolver novas tecnologias para uso de fontes de energia alternativas e renováveis.

No Brasil, a energia solar pode ser considerada uma das mais promissoras fontes de energia, uma vez que, em razão de sua localização tropical, seu território recebe elevada incidência de radiação solar [2, 3]. Existem diversas aplicações potenciais que

destacam as possibilidades de exploração do recurso energético solar, as quais são conhecidas e utilizadas mundialmente.

De acordo com a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) [4], as tecnologias de aproveitamento solar podem ser de aproveitamento térmico e aproveitamento fotovoltaico. O aproveitamento térmico através de coletor solar está bastante desenvolvido e o possui mercado já consolidado, predominantemente no setor residencial. Temperaturas mais elevadas podem ser alcançadas com o uso de concentrador solar, o qual capta energia solar numa área relativamente grande e a concentra em uma área muito menor possibilitando um aquecimento maior do fluido de trabalho.

O aproveitamento fotovoltaico permite a conversão direta da Energia solar em eletricidade, por meio de efeito fotoelétrico apresentado por materiais semicondutores. Esta tecnologia possibilita uma geração 100% limpa e renovável, uma vez que baseia-se exclusivamente no recurso solar e não emite gases de efeito estufa (GEE). Deve-se ressaltar que se todo o ciclo de vida de uma planta de geração solar é considerado, haverá emissões de GEE na produção e transporte de módulos fotovoltaicos e no decomissionamento da planta.

No Brasil, já têm sido utilizados painéis fotovoltaicos para geração de energia local e sistemas comerciais de aquecimento solar de água [4]. Estima-se, segundo o Plano Nacional de Energia 2030, que a quantidade de radiação que incide na superfície da Terra ultrapassa o requerido anualmente para atender a demanda de energia do país. Além disso, estudos mostram que o Nordeste é a região de maior radiação solar no Brasil, com média anual comparável às melhores regiões do mundo, como a cidade de Dongola, no deserto do Sudão, e a região de Dagget, no Deserto de Mojave, Califórnia, EUA.

Em regiões metropolitanas, a demanda de energia torna-se maior, sendo um fator que influencia no desenvolvimento de tecnologias de implantação de Energia Solar nessas áreas. Segundo o Atlas Solarimétrico do Brasil (2006) [5], o estado de São Paulo recebe uma insolação diária média e radiação solar global diária média semelhantes às encontradas na região Nordeste brasileira.

A Baixada Santista, litoral sul de São Paulo, é uma região densamente povoada e com demanda de energia crescente em função das atividades econômicas desenvolvidas na região, dando ênfase ao Porto de Santos e ao polo industrial de Cubatão, além das atividades de turismo. A Baixada Santista recebe irradância solar aproximada de 4,61 a 4,80 kWh/m<sup>2</sup> ao dia [6].

Para o desenvolvimento, planejamento e operação de instalações que façam uso da energia solar, é necessário tanto conhecer a distribuição espacial e temporal quanto compreender os fatores ambientais e climáticos que caracterizam a variabilidade desse recurso. Pesquisas recentes demonstram que as informações referentes a radiação solar no Brasil possuem baixa cobertura espacial e temporal, e são insuficientes e escassas [4]. É de grande importância, portanto, o aprimoramento das bases de dados sobre o potencial de energia solar com o aumento de estações de coleta de dados de campo e o desenvolvimento de metodologias de modelagem numérica para estimativa e previsão dos recursos de energia solar no território brasileiro [7-11].

Diversas metodologias para estimativa e previsão de irradiação solar na superfície estão sendo investigadas e utilizadas para uso no setor energético. Os modelos numéricos podem ser modelos físicos ou estatísticos. Os modelos estatísticos utilizam expressões empíricas para estimar a radiação incidente em função de uma ou mais

propriedades físicas da superfície e da atmosfera observadas com instrumentos instalados em superfície ou em satélites ambientais.

Este trabalho tem como objetivo desenvolver uma Rede Neural Artificial, que usufrui de dados numéricos meteorológicos para sua alimentação, obtidos de estações meteorológicas localizadas na ilha de Moela, a fim de obter valores de radiação solar para o local estudado, com o intuito de possibilitar o desenvolvimento e dar suporte aos possíveis futuros projetos de aproveitamento desse recurso energético na região. O foco principal da proposta é analisar a confiabilidade das Redes Neurais Artificiais para a previsão de radiação solar incidente em uma área específica na superfície terrestre. Além disso, é de suma importância entender e manipular a topologia de tais redes, uma vez que implicará diretamente na precisão dos dados obtidos.

## 2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

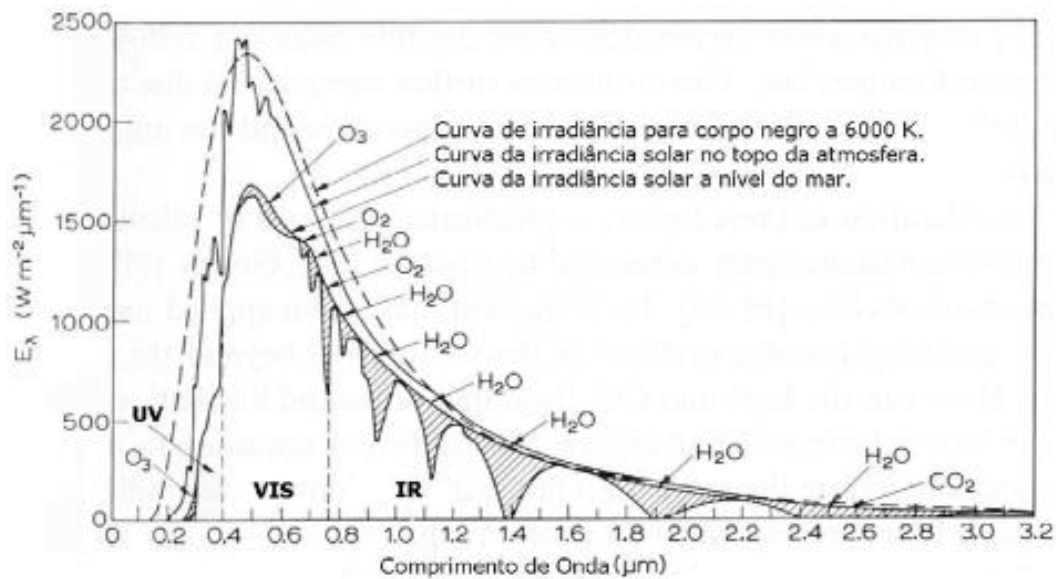
### 2.1. Processos radiativos na Atmosfera

O Sol pode ser considerado a principal fonte da energia para os processos naturais que ocorrem no planeta Terra, uma vez que sua radiação impulsiona processos térmicos, químicos e dinâmicos que ocorrem na superfície terrestre [12,13]. Essa radiação proveniente do Sol é denominada radiação de onda curta uma vez que apresenta comprimentos de onda menores que 4  $\mu\text{m}$  de comprimento. Já a radiação proveniente da superfície da Terra é considerada de ondas longas, com comprimentos superiores a 4microns [14].

A radiação solar, ao percorrer a atmosfera, sofre diversas interações com os constituintes atmosféricos, sendo uma parte absorvida e parte refletida pelos constituintes atmosféricos ou pela superfície terrestre. Os processos mais importantes que influenciam a intensidade de radiação solar que incide na superfície da Terra são o de espalhamento e de absorção atmosféricos [15]. A **Figura 1** apresenta os espectros da radiação solar que atingem o topo da atmosfera e a superfície da Terra, sendo possível verificar a atenuação sofrida nos diversos comprimentos de onda da radiação solar ao atravessar a atmosfera.

Após atravessar a atmosfera, a qual se caracteriza por possuir agentes espalhadores como as moléculas de ar, água, CO<sub>2</sub>, O<sub>3</sub> e O<sub>2</sub> [16], a radiação de ondas curtas que incide na superfície terrestre pode ser classificada como difusa, direta e global. Tais irradiâncias são definidas, segundo Plana–Fattori e Ceballos (2005) [17], de acordo com os processos radiativos em que estiveram envolvidos ao longo do percurso pela atmosfera. Desta forma, podemos compreender cada componente como:

- **Irradiância direta:** *fluxo de energia que não sofreu processos radiativos de espalhamento e absorção ao longo do percurso na atmosfera antes de incidir numa superfície horizontal;*
- **Irradiância difusa:** *fluxo de energia que sofreu processos de espalhamento por constituintes atmosféricos (nuvens, moléculas, materiais particulados, etc.) na atmosfera antes de incidir numa superfície horizontal. Essa irradiância é responsável pela iluminação de áreas que não recebem luz diretamente do Sol;*
- **Irradiância global:** *Consiste no fluxo de energia total incidente numa superfície horizontal. Portanto, ela é a somatória das irradiâncias direta e difusa.*



**Figura 1:** Espectro de radiação solar incidente no topo da Atmosfera e de um corpo negro a 6000 K e Irradiância solar da superfície ao nível do mar (Fonte: Modificado de Robinson (1966) [18]).

## 2.2. Base de Dados

As bases de dados de irradiação solar disponíveis no Brasil com acesso público são bastante escassas. No entanto, trabalhos desenvolvidos por Institutos de Pesquisa e Universidades estão disponíveis para uso pela comunidade acadêmica e pela sociedade civil. A principal base de dados ambientais e meteorológicos disponível na atualidade foi elaborada pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais como parte do projeto “*Solar and Wind Energy Resource Assessment*” (SWERA). Trata-se do Atlas Brasileiro de Energia Solar (2006) que disponibiliza dados de irradiação solar incidente na superfície do território brasileiro obtidos com uso de um modelo de transferência radiativa alimentado por dados climatológicos e dados observados por satélite [19].

O projeto SONDA desenvolvido e coordenado pelo mesmo instituto de pesquisa disponibiliza dados observados em superfície em 18 estações de coleta de dados. A base de dados inclui dados solarimétricos e dados meteorológicos. O projeto SONDA tem como foco principal a aquisição de dados para suporte ao setor elétrico e ao desenvolvimento e validação de modelos numéricos. O acesso à base de dados assim como detalhes de localização e instrumentação utilizada para a coleta de dados está disponível livremente em <http://ccst.inpe.br/sonda/>.

A terceira base de dados relevante em termos nacionais é mantida pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Essa base contém dados observados em uma extensa rede de estações meteorológicas distribuídas pelo território brasileiro e é disponibilizada livremente para pesquisa. As informações sobre a localização, instrumentação utilizada e acesso aos dados estão disponíveis em [www.inmet.gov.br](http://www.inmet.gov.br).

## 2.3 Modelagem Numérica

Para aquisição de dados de radiação solar incidente na superfície terrestre, de forma geral, são utilizados equipamentos denominados radiômetros. No entanto, para conhecer a variabilidade espacial do recurso solar a partir de dados coletados em

superfície pode exigir grande quantidade de equipamentos ao longo da região de interesse, o que se torna o custo de operação e manutenção inviável em regiões extensas como o território brasileiro ou o estado de São Paulo [20, 21]. Uma alternativa à essa metodologia é a adoção de modelos computacionais que utilizam dados de satélite para obter estimativas da radiação solar [22]. Tais modelos computacionais podem ser classificados em modelos físicos ou estatísticos. Os modelos físicos são aqueles que solucionam a equação de transferência radiativa através de métodos numéricos que simulam os processos físicos atmosféricos [23,24]. A obtenção da solução exata possui elevado custo computacional devido a grande complexidade dos processos radiativos na atmosfera. Assim métodos aproximados para simular os processos físicos são utilizados. [25]. Mesmo que apresentem melhores resultados em relação aos estatísticos, esses modelos necessitam de informações confiáveis sobre as condições atmosféricas, nem sempre disponíveis, para fornecer estimativas mais precisas da radiação solar.

Em contrapartida, os modelos estatísticos utilizam expressões empíricas para estimar a radiação incidente em função de propriedades do sistema Terra-Atmosfera, sendo ajustados com o uso de medidas de radiação de uma ou mais estações solarimétricas [26, 27]. Os modelos estatísticos possuem abrangência restrita à região para o qual foi desenvolvido.

Dentre os métodos estatísticos de modelagem atmosférica, destacam-se as Redes Neurais Artificiais (RNA), pois são fáceis de manusear e mostram resultados superiores, comparados às outras metodologias [28, 29]. No geral, as redes neurais são um sistema paralelo distribuído, formado por unidades de processamento com capacidade de armazenar e utilizar dados para gerar conhecimento [30]. As RNAs vem sendo bastante utilizadas para fornecer previsões da radiação solar direta em curto prazo, as quais são importantes para avaliar o potencial elétrico gerado na transformação da energia solar energia elétrica.

## **2.4 Redes Neurais Artificiais (RNA)**

As Redes Neurais Artificiais são ferramentas computacionais que armazenam conhecimento empírico a partir de exemplos e lembram a estrutura de raciocínio do cérebro humano [31]. As RNAs possuem um amplo campo de aplicação devido ao fato de sua alta capacidade de generalização, auto-organização e processamento temporal que possibilita a resolução de diferentes problemas, com diversos graus de complexidades [32].

### **2.4.1. Funcionamento das RNAs**

As RNAs são compostas por unidades de processamento simples, denominadas neurônios, as quais possuem a função de computar e elaborar relações matemáticas a partir de dados de entrada recebidos. Estas unidades são dispostas paralelamente e interligadas com os neurônios próximos por conexões denominadas sinapses. A relevância de cada conexão para o processo em estudo está relacionada ao valor dos pesos sinápticos. Esses pesos sinápticos ponderam as entradas recebidas por cada neurônio e são responsáveis por armazenar o conhecimento representado pela Rede Neural Artificial.

A solução de um problema que utiliza RNA deve antes passar por uma fase de aprendizagem (treinamento), onde as sinapses são ajustadas até proporcionarem à rede a capacidade de representar esse problema. Após treinados, os pesos são fixados e a rede pode ser empregada como um modelo, estimando, portanto, saídas a partir de um conjunto de dados previamente disponibilizados como entrada.

Observando-se as diferentes arquiteturas descritas na literatura por Hebb (1949) [33], Rosenblat (1958) [34], Widrow e Hoff (1960) [35], Minsky e Papert (1969) [36] e Rumelhart (1986) [37], verifica-se que as RNAs têm suas estruturas organizadas em camadas, podendo ser uma ou mais camadas. As RNAs com multicamadas possuem um conjunto de neurônios de entrada, uma camada de saída e uma ou mais camadas intermediárias, como pode ser visto na **Figura 2**. Em tal imagem, pode-se verificar três neurônios de entrada, duas camadas intermediárias com 4 neurônios cada e uma camada de saída com um neurônio, o que significa que há uma única informação como saída.

O modelo representado na **Figura 2** é um dos mais utilizados na atualidade, em numerosas áreas da ciência e tecnologia devido ao seu potencial de uso para ajustes funcionais, uma vez que possui capacidades universais de aproximação [38, 39]. Apesar disso, não há um método que melhor predetermine a combinação de camadas e neurônios de uma RNA, uma vez que isso depende do modelo utilizado, dos processos físicos envolvidos no estudo e do conjunto de dados de treinamento que a rede irá simular. Cabe ao pesquisador, portanto, construir diferentes modelos e escolher aquele que alcança um treinamento com maior confiabilidade (menores desvios em relação aos valores observados) e melhor se ajusta a aplicação desejada.



**Figura 2:** Modelo de uma RNA multicamadas (Fonte: Guarnieri, R. A., 2006 [14])

## 2.4.2 Aplicação das RNAs

As RNAs são ferramentas que podem resolver diversos problemas de cunho geral, tais como controle, processamento de imagem e sinais, modelagem, categorização e previsão, aplicáveis a muitas áreas do conhecimento [31]. Na última década, as RNAs tem sido crescentemente aplicadas na estimativa e previsão de disponibilidade de recursos energéticos renováveis [40]. Dentre esses, diversos estudos publicados descrevem aplicações de RNAs com o intuito de previsão ou determinação de radiação solar incidente na superfície.

Al-Alawi e Al-Hinai (1998) [41] empregaram uma rede neural para estimar valores médios mensais de radiação solar global, utilizando valores diários de pressão, temperatura, umidade relativa, velocidade do vento, duração do brilho do sol e latitude

como dados de entrada. Esse estudo pode ser utilizado como referência, uma vez que obteve, como resultado, irradiação solar global com precisão de 93% e porcentagem de erro médio absoluto (MAPE) de 5,43%. Mohandes e cols. (1998) [42] utilizaram duração do brilho do sol, latitude e longitude de 31 estações solarimétricas na Arábia Saudita, empregadas no treinamento de redes neurais artificiais. Obteve-se estimativas de irradiação solar com MAPE de 4,49%. Kalogirou et al. (2002) [43] usaram o método recorrente de rede neural artificial para estimar o máximo de radiação solar utilizando valores de temperatura e umidade relativa do ar como dados de entrada. Os autores encontraram correlações variando entre 98,6% e 98,8%.

### 3. METODOLOGIA

#### 3.1 Estação Solarimétrica

Como dito anteriormente, a base de dados observados utilizada neste estudo foi disponibilizada pelo INMET. Os dados foram coletados em estação meteorológica automática (EMA). Uma EMA é responsável por coletar, minuto a minuto, as informações meteorológicas (temperatura, umidade, pressão atmosférica, precipitação, direção e velocidade dos ventos e radiação solar) representativa da área que está localizada. Os dados são integralizados e computados hora a hora para serem transmitidos para a sede do INMET, em Brasília. O conjunto de dados recebidos passa por um processo de validação e controle de qualidade para, posteriormente, ser armazenado. A estação automática utilizada para este estudo está localizada na Ilha da Moela (A745), no Guarujá-SP. Essa estação está operando desde 2008, em altitude de 42 metros, latitude 24,05° S e longitude 46.26° O.

#### 3.2 Qualificação dos dados de Radiação Solar

Após o recebimento dos dados cedidos para este estudo, foi realizada uma etapa de qualificação dos dados a fim de garantir a não utilização de dados espúrios nos processos de treinamento da rede e de avaliação do desempenho da rede neural. O processo de qualificação da base de dados baseou-se na estratégia de controle de qualidade adotada pela BSRN (Baseline Surface Radiation Network), a qual estabelece critérios para valores máximos e mínimos possíveis fisicamente para a irradiação solar na superfície [44]. Os dados observados com valores superiores ou inferiores ao critério estabelecido foram assinalados como suspeitos e descartados.

O processo de controle de qualidade dos dados foi realizado com uso do pacote R e interface gráfica do software RStudio e consistiu em duas etapas diferentes e sequenciais. Na primeira etapa é feita uma comparação dos dados observados com valores fisicamente possíveis, estabelecendo que tais dados não podem ser maiores que os valores previamente calculados como fisicamente possíveis e nem menores que o valor mínimo estabelecido. Os valores máximos fisicamente possíveis foram estimados baseando-se no cálculo de irradiação solar incidente no topo da atmosfera:

$$Rp = S_0 \times E_0 \times 1,5 \times \cos \theta_0^{1,2} + 100 \quad (1),$$

em que ***Rp*** é o maior valor da radiação global horizontal fisicamente possível. ***S<sub>0</sub>*** é a Constante Solar, ***E<sub>0</sub>*** é o fator de correção da excentricidade da Terra (***r<sub>0</sub>/r***)<sup>2</sup> e ***θ<sub>0</sub>*** é o ângulo zenital, também chamado de distância zenital, o qual indica a posição angular do

Sol em relação ao eixo vertical, e não pode ser maior que 90° (Iqbal, 1983) [45]. O valor mínimo da primeira etapa de qualificação foi de -4 Wm<sup>-2</sup> [44].

Para a validação de dados ficar mais precisa, introduziu-se uma segunda etapa para estabelecer que os dados observados não podem ser maiores que os valores extremamente raros e nem menores que o valor mínimo estabelecido para esta etapa da qualificação. Tais valores basearam-se na seguinte estimativa:

$$Rr = S_0 \times E_0 \times 1,2 \times \cos \theta_0^{1,2} + 50 \quad (2) ,$$

em que **Rr** é o valor de ocorrência extremamente rara para a radiação global horizontal incidente na superfície. O valor mínimo da segunda validação foi de -2 Wm<sup>-2</sup> [44].

Além dos dados observados que não atenderam os critérios estabelecidos acima, os dados observados em dias com falhas também foram descartados nos horários de maior irradiação – entre 9h e 15h. O descarte foi realizado para garantir que o treinamento da RNA fosse realizado com maior representatividade possível da variabilidade devida ao ciclo diário.

### 3.3 Normalização da base de dados para a RNA

O modelo de Rede Neural utilizado nesse presente estudo foi do tipo multicamada, alimentando-se com três conjuntos de dados de entrada: temperatura média do ar, umidade relativa média do ar e cosseno do ângulo zenital, e um de saída, representado pela radiação solar. Os dois primeiros conjuntos de entrada foram coletados na estação meteorológica automática A745, localizada na Ilha de Moela, no Guarujá – SP, a mesma que forneceu os dados de Radiação Solar para validação. O cosseno do ângulo zenital foi estimado através de cálculos matemáticos realizados no RStudio, baseados na seguinte fórmula matemática:

$$\cos \theta_z = \sin \delta \times \sin \phi + \cos \delta \times \cos \phi \times \cos \omega \quad (3),$$

em que  $\delta$  é a inclinação solar,  $\phi$  é a latitude e  $\omega$  é o ângulo horário [45]. Os dados de temperatura, umidade e ângulo zenital foram distribuídos cada um em uma matriz distinta com 14 colunas, referentes aos horários do dia (das 9h à 22h), e 365 linhas, referentes aos dias do ano.

Para alimentar a rede, as matrizes referentes aos dados de entrada foram transformadas em vetor e unidas em uma só matriz. Além disso, tanto os dados de entrada quanto o de saída precisaram ser normalizados, de forma a compreender dados com um mesmo intervalo entre 0 e 1, a fim de não comprometerem o funcionamento da rede com valores muito discrepantes. Para isso, normalizou-se os dados utilizando o seguinte parâmetro:

$$X' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (4) ,$$

em que **x** é o valor a ser normalizado, **xmin** é o valor mínimo, **xmax** é o valor máximo e **x'** é o valor normalizado, referentes à uma determinada matriz.



### 3.4 Arquitetura e treinamento da RNA

Depois da qualificação e normalização, os dados de entrada e de saída foram separados em dois grupos distintos, sendo 60% dos dados selecionados aleatoriamente para treinamento da rede neural e os 40% restantes para o teste. Para o treinamento da Rede, utilizou-se o pacote *nnet* do software estatístico R, sendo esse um programa que permite a criação de redes neurais artificiais com uma única camada oculta, treinada pelo mecanismo de retro alimentação.

A estimativa de dados de Radiação Solar através da utilização de redes neurais, mesmo que seja a mais confiável atualmente, é um método de tentativa e erro. Isso significa que a arquitetura da rede deve ser modificada até que o menor erro possível e aceitável seja obtido no treinamento [42]. Sendo assim, a rede neural treinada sofreu modificações na quantidade de neurônios da camada interna ao longo do treinamento.

Após o treinamento da rede, os dados de teste foram introduzidos para estimar os dados de radiação solar. Obtendo os dados estimados de radiação, foi possível avaliar o desempenho da RNA e a confiabilidade dos valores estimados com o auxílio da correlação (COR) com os dados medidos, como também a raiz quadrada do erro médio (RMSE) e a média dos erros (BIAS) para fazer a comparação dos dados medidos e estimados, avaliando o funcionamento da rede neural artificial desenvolvida.

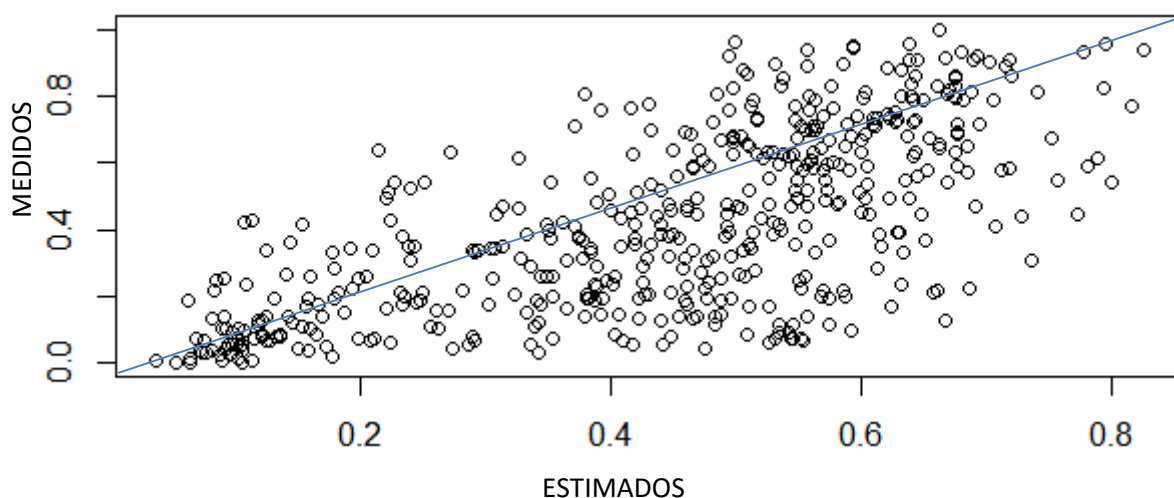
## 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Uma Rede Neural Artificial foi treinada pelo software R, tendo como dados de entrada temperatura média diária, umidade relativa média diária e cosseno do ângulo zenital. Após diversos experimentos alterando o número de neurônios na camada interna (**N**), verificou-se que a RNA desenvolvida é válida para todos os diferentes **N**, quando relacionada aos três dados de entrada e ao dado de saída utilizados. De todo o conjunto de dados de entrada disponibilizados, foram utilizados 60% para o treinamento (724 dados) e 40% para teste (483 dados), totalizando 1207. Foram permitidas o máximo de 10000 interações para essa rede. Os valores estimados para os diferentes **N** foram comparados àqueles medidos, através de COR, RMSE e BIAS, os quais podem ser visualizados na **Tabela 1**.

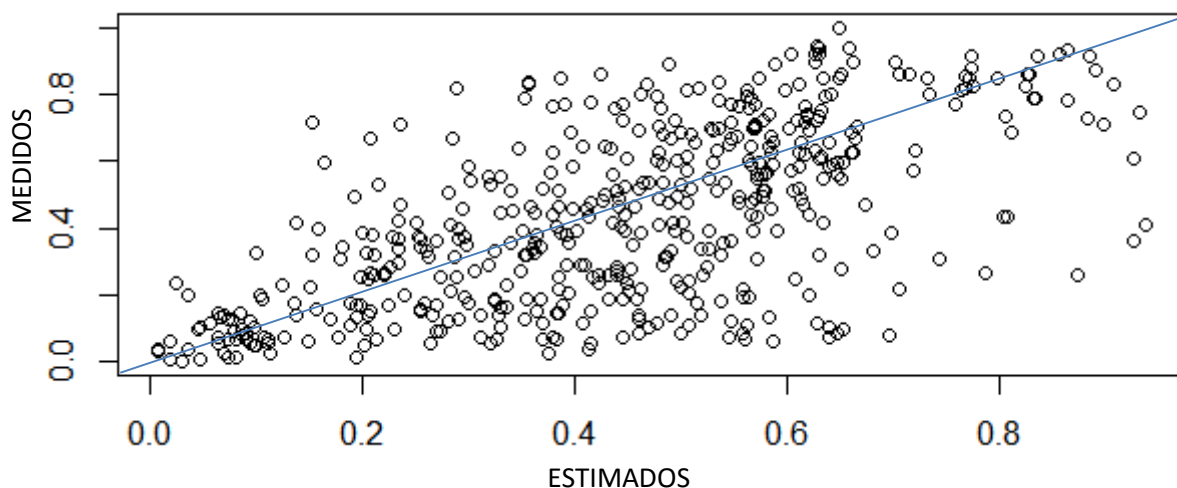
**Tabela 1:** Comparação entre as diferentes arquiteturas da Rede Neural Artificial a partir dos valores de RMSE, BIAS e COR. Os dados marcados em verde representam os melhores encontrados, ao mesmo tempo que os dados marcados em vermelho representam os piores encontrados.

N	BIAS (%)	RMSE (%)	COR (%)
3	5,1	45,2	67,9
6	4,2	44,7	68,4
9	4	44,7	68,7
12	3,9	44,2	68,2
15	3,7	44,8	68,4
18	3,8	44,9	68,4
21	3,7	45,4	67,6
24	3,5	44,7	68,6
27	3,7	45,2	67,8
30	3,6	44,6	69,6

Os valores marcados em vermelho na **Tabela 1** representam uma arquitetura da Rede com maior desvio e menor correlação, uma vez que correspondem ao maior valor da BIAS, maior valor da RMSE e menor valor da COR. Já os valores marcados em verde foram os que representaram menor desvio e maior correlação, correspondendo ao menor valor da BIAS, menor valor da RMSE e maior valor da COR. Para escolha da melhor arquitetura da Rede Neural, utilizou-se o valor de BIAS, sendo a Rede Neural com 3 neurônios na camada interna a menos ideal, e a com 24 a mais ideal, considerando o conjunto de dados de entrada utilizados. Esse critério de escolha pode ser justificado pois a BIAS foi o único erro que diminuiu até se estabilizar conforme o número de neurônios na camada interna da Rede aumentou, o que não ocorreu para a RMSE e a COR, que variaram aleatoriamente. Os gráficos que comparam os dados medidos e estimados das RNAs com **N=3** e **N=24** podem ser visualizados nas **Figuras 3** e **4**, respectivamente.



**Figura 3:** Relação entre dados de Radiação Solar Global medidos e estimados por uma Rede Neural com 3 neurônios na camada oculta

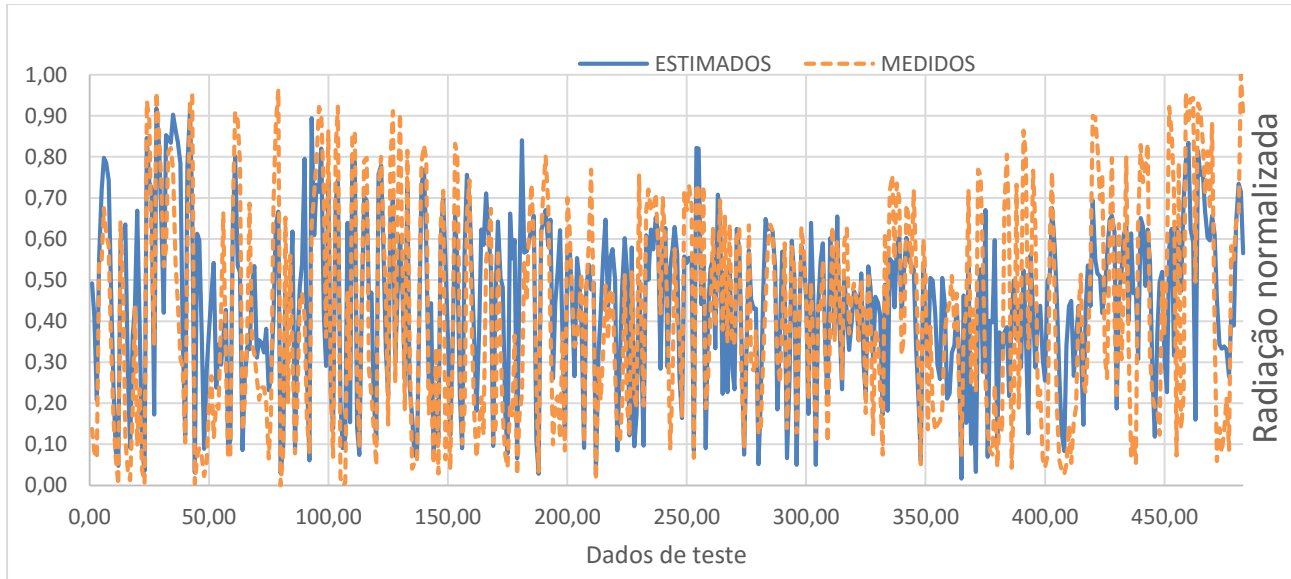


**Figura 4:** Relação entre dados de Radiação Solar Global medidos e estimados por uma Rede Neural com 24 neurônios na camada oculta

A partir desses gráficos foi possível verificar que os dados estimados a partir da Rede Neural com 24 neurônios na camada oculta possuem uma maior correlação quando comparados aos medidos, apresentando levemente uma menor dispersão no gráfico da **Figura 4**. Já a Rede Neural com 3 neurônios na camada oculta estimou dados com uma menor correlação com os medidos, sendo assim, ligeiramente mais dispersos, como visualizado no gráfico da **Figura 3**. Além disso, as linhas azuis em ambos os gráficos

representa o valor de BIAS ideal, ou seja, quanto mais os dados estiverem próximos à essa linha diagonal, mais próximo de 0 é o valor de BIAS.

Uma outra forma de representar a relação entre os dados medidos e estimados pode ser visualizada na **Figura 5**, a qual apresenta um gráfico de dispersão que compara os dados estimados pela RNA com maior correlação, de 30 neurônios na camada interna, com os dados medidos. Para esse gráfico, utilizou-se os 483 dados medidos e estimados de teste da RNA.



**Figura 5:** Comparação entre os dados de teste medidos pelo projeto SONDA e estimados pela Rede Neural Artificial com 30 neurônios na camada interna.

Observando a **Figura 5**, é possível verificar que os dados estimados (azul), na maioria dos horários amostrados, correspondem à valores inferiores aos dos dados medidos (laranja). Porém, dentro do conjunto de dados medidos, o maior valor de Radiação obtido foi de 3980,8 kJ/m<sup>2</sup>, e o menor de 1,5 kJ/m<sup>2</sup>. Já para os valores estimados, o maior valor obtido foi de 3311,5 kJ/m<sup>2</sup> e o menor de 162,5 kJ/m<sup>2</sup>. Sendo assim, o maior valor de Radiação Solar pertence ao conjunto de dados medidos, ao passo que o menor valor de Radiação Solar pertence ao conjunto de dados estimados.

## 5. CONCLUSÃO

O objetivo deste estudo foi desenvolver uma Rede Neural Artificial a fim de simular os processos radiativos na atmosfera e obter estimativas de Radiação Solar Global, utilizando dados observados de temperatura média diária e umidade relativa média diária. O cosseno do ângulo zenital solar também foi utilizado para alimentar a RNA. Topologias com diferentes números de neurônios na camada interna da RNA foram realizadas e treinadas com o intuito de estabelecer a configuração que produzisse estimativas com menor desvio e maior correlação entre os dados de radiação solar global medidos e estimados.

O menor valor de BIAS representa um menor desvio do valor dos dados estimados quando comparados aos dados medidos. Portanto, pode-se inferir que o melhor resultado obtido foi o da RNA com 24 neurônios na camada interna, uma vez que teve BIAS de 3,5%. Em contrapartida, o pior resultado obtido foi o da RNA com 3 neurônios na camada

interna, com BIAS de 5,1%. A maior correlação entre os dados estimados e medidos confere o quanto as variáveis estão relacionadas, isso significa que a melhor correlação obtida foi a da RNA com 30 neurônios na camada interna, com valor de 69,6%. Este valor próximo de 70% superou as expectativas iniciais, uma vez que as RNAs que alcançam valores de correlação próximos à este são alimentadas não só com dados de temperatura e umidade, mas também com dados de nebulosidade. Acredita-se, portanto, que a qualificação dos dados de Radiação Solar foi crucial para a obtenção de um valor alto da correlação entre dados estimados e medidos, considerando os dados de entrada utilizados. Além disso, para a obtenção de um melhor resultado em um estudo futuro, acredita-se que o uso de dados de nebulosidade juntamente aos de temperatura média e umidade relativa média seja importante para o desenvolvimento de uma rede mais confiável para estimativa de Radiação Solar Global.

Quanto aos valores de RMSE, no presente estudo, variaram entre 44,2% a 45,4%. No estudo de Rehman e Mohandes (2008) [47], uma Rede Neural foi treinada com 1462 valores médios diários de temperatura e umidade relativa, referentes à dias escolhidos aleatoriamente entre os anos de 1998 e 2001, a fim de estimar a Radiação Solar Global (GSR) em Abha, na Arabia Saudita. Os valores de RMSE obtidos pelos autores ficaram entre 0,005%, para uma rede com 24 neurônios na camada interna e 0,07% para uma rede com 32 neurônios na camada interna [47]. A diferença entre os valores obtidos neste estudo e por Rehman e Mohandes [47] pode ser entendida pela amostra de dados utilizada para alimentar a RNA. Os autores trabalharam com a média diária de temperatura e umidade, enquanto trabalhamos com valores pontuais de temperatura e umidade, referentes a todas as horas entre 9h e 22h de cada dia do ano de 2013. O fato de não utilizar dados médios torna o estudo mais complexo e mais propício à erros, justificando a discrepância entre os valores de RMSE.

## 6. REFERÊNCIAS

- [1] Goldemberg J. e Lucon O., **Energia, Meio Ambiente & Desenvolvimento** (Editora da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2008), 3ª ed, ampliada e revista, 394 p.
- [2] Tiba, C. (ed.), **Atlas Solarimétrico do Brasil: banco de dados terrestres** (Editora Universitária da UFPE, Recife, 2000), 111 p.
- [3] Colle, S.; Pereira, E. B. **Atlas de irradiação solar do Brasil** (primeira versão para irradiação global derivada de satélite e validada na superfície). INMET, Brasília, 1998.
- [4] Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL); **Atlas de Energia elétrica do Brasil, 3 – Energia Solar**. 3ª Edição, Brasília, 2008.
- [5] Tiba C., Fraidenaich N., Grossi Gallegos H. and Lyra F. J. M.; **Atlas Solarimétrico do Brasil**, Renewable Energy, v. 6, p. 991-1001, 2004.
- [6] Secretaria de Energia do Estado de São Paulo; **Mapa 20 – Incidência Solar Global na Região Administrativa de Santos (Baixada Santista) – São Paulo**. São Paulo, 2013. Disponível em: <[http://www.mme.gov.br/mme/galerias/arquivos/publicacoes/pne\\_2030/PlanoNacionalDeEnergia2030.pdf](http://www.mme.gov.br/mme/galerias/arquivos/publicacoes/pne_2030/PlanoNacionalDeEnergia2030.pdf)> Acessado em: 11 de março, 2015
- [7] Leal, S. S; Tiba, C.; Piacentini, R.; **Daily UV radiation modeling with the usage of statistical correlations and artificial neural networks**, Renewable Energy, v. 36, p. 3337-3344, 2011.

- [8] F. R. Martins; E. B. Pereira; S. A. B. Silva; S. L. Abreu; Sergio Colle; **Solar energy scenarios in Brazil, Part one: Resource assessment**, Energy Policy - ENERG POLICY , vol. 36, no. 8, p. 2853-2864, 2008.
- [9] Barbero F. J.; López, G.; Battles F. J., **Determination of daily solar ultraviolet radiation using statistical models and artificial neural networks**. Ann.Geophys, vol 24, p. 2105–2114, 2006.
- [10] Fonseca Jr. J.; G. S., Oozeki T.; Takashima T.; Ogimoto K., **Analysis of the use of support vector regression and neural networks to forecast insolation for 25 locations in Japan**. ISES Solar World Congress, Germany, 2011.
- [11] Villán, M. D.; Castrillo, A. M.; Santos, J. B., **Empirical models of UV total radiation and cloud effect study**. International Journal of Climatology, v. 30, p. 1407-1415,2010.
- [12] Basseur, G. e Solomon, S., **Aeronomy of the middle atmosphere**. D. Reidel Publishing, Dordrecht, Netherlands, 1986.
- [13] Kondratyev, K. Ya., **Radiation in the atmosphere**. New York: Academic Press, 912p, 1969.
- [14] Guarnieri R.A., **Emprego de Redes Neurais Artificiais Regressão Linear Múltipla no Refinamento das Previsões de Radiação Solar do Modelo Eta**. Dissertação de Mestrado, INPE, p. 120, São José dos Campos, 2006.
- [15] Liou, K. N., **An introduction to atmospheric radiation**. New York: Academic Press Inc., 392p, 1980.
- [16] Kidder, S. Q.; Vonder Haar, T. H., **Satellite meteorology: an introduction**. San Diego: Academic Press, p. 466,1995.
- [17] Plana-Fattori, A.; Ceballos, J. C., **Glossário de termos técnicos em radiação atmosférica - versão 2.0**. IAG/USP – CPTEC/INPE, São Paulo, 2005. Disponível em: <<http://pyata.cptec.inpe.br/radiacao/glossar/glossar.htm>>. Acessado em: 23 de julho, 2015.
- [18] Robinson, N. (ed.), **Solar radiation**. Amsterdam: Elsevier Publishing Company, p. 347,1966.
- [19] Pereira E.B.; Martins F.R.; Abreu S.L.; and Ruther R., **Atlas Brasileiro de Energia Solar**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), p. 70, São José dos Campos, 2006.
- [20] Perez, R.; Seals, R.; Zelenka, A., **Comparing satellite remote sensing and ground network measurements for the production of site/time specific irradiance data**. Solar Energy, v. 60, n. 2, p. 89-96, 1997.
- [21] Costa R. S.; Martins F. R.; Pereira E. B., **Efeitos da variabilidade da visibilidade horizontal na quantificação do recurso energético solar**. Revista Brasileira de Energia Solar, São José dos Campos, 2011.
- [22] F. R. Martins; E. B. Pereira; S. A. B. Silva; S. L. Abreu; Sergio Colle; **Solar energy scenarios in Brazil, Part one: Resource assessment**, Energy Policy - ENERG POLICY , vol. 36, no. 8, p. 2853-2864, 2008.

- [23] Pereira, E. B.; Abreu, S. L.; Stuhlmann, R.; Rieland, M.; Colle, S., **Survey of the incident solar radiation in Brazil by the use of the METEOSAT satellite data.** Solar Energy, v. 57, n. 2, p. 125-132, 1996.
- [24] Ceballos, J. C.; Bottino, M. J.; de Souza J. M., **A simplified physical model for assessing solar radiation over Brazil using GOES 8 visible imagery.** J. Geophys. Res., v. 109, D02211, doi: 10.1029/2003JD003531, 2004.
- [25] Guarnieri R.A., **Emprego de Redes Neurais Artificiais e Regressão Linear Múltipla no Refinamento das Previsões de Radiação Solar do Modelo Eta.** Dissertação de Mestrado, INPE, p. 120, São José dos Campos, 2006.
- [26] Tarpley, J. D., **Estimating incident solar radiation at the Earth's surface from geostationary satellite data.** Journal of Applied Meteorology, v. 18, n. 9, p. 1172- 1181, 1979.
- [27] Hay, J. E.; Hanson, K. J., **A satellite-based methodology for determining solar irradiance at the ocean surface during GATE.** Bulletin of the American Meteorological Society, v. 59, p. 1549, 1978.
- [28] CHEN J.-L.; LIU, H.-B.; WU, W.; XIE, D.-T., **Estimation of monthly solar radiation from measured temperatures using support vector machines – A case study.** Renewable Energy, v. 36, p.413-420, 2011.
- [29] WU, W.; LIU, H.-B., **Assessment of monthly solar radiation estimates using support vector machines and air temperatures.** International Journal of Climatology, v. 32, p.274–285, 2012.
- [30] Haykin, S., **Neural networks: a comprehensive foundation.** Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 1999.
- [31] Braga A.P., Carvalho A.C.P.F. e Ludermir T.B., **11a Escola de Computação.** Universidade Federal do Rio de Janeiro, p. 246, Rio de Janeiro, 1998.
- [32] Fiorin, Daniel V.; Martins, Fernando R.; Schuch, Nelson J.; Pereira, Enio B., **Aplicações de Redes neurais e previsões de disponibilidade de recursos energéticos solares.** Revista Brasileira de Ensino de Física, v.33, n.1, p. 1309, 2011.
- [33] Hebb D.O., **The Organization of Behavior.** Willey, New York, 1949.
- [34] F. Rosenblatt, **Psychological Review**, v. 65, p. 386, 1958.
- [35] Widrow B. e M.E. Ho®, **Proceedings of IREWESCON Convention Record.** Institute of Radio Engineers, Los Angeles, v. 4, p. 96-104, 1960.
- [36] Minsky M. e Papert S., **Artificial Intelligence Progress Report.: Technical Report.** UMI Order Number: AIM-252, Massachusetts Institute of Technology Press, Massachusetts , 1972.
- [37] Rumelhart D.E.; G.E. Hinton; R.J. Williams, **Learning representations by back-propagating errors.** Nature, vol. 323, p. 533, doi:10.1038/323533a0, 1986.
- [38] Haykin, S., **Neural networks: a comprehensive foundation.** New York: Macmillan College Publishing Company, 1994.

- [39] Hornik, K.; Stinchcombe, M.; White, H., **Multilayer feed forward network are universal approximators**. Neural Networks, v. 2, n. 5, p. 359-366, 1989.
- [40] Hinkelman L.M., T.P. Ackerman and R.T. Marchand, J., **Geophys. Res.** 104(D16), 19535, 1999.
- [41] Al-Alawi S.M. e Al-Hinai H.A., **Renewable Energy**, v. 14, p. 199, 1998.
- [42] Mohandes M., Rehman S. e Halawani T.O., **Renewable Energy** v. 14, p. 179, 1998.
- [43] Kalogirou, S.; Michanelides, S.; Tymbios, F.; **Prediction of maximum solar radiation using artificial neural networks**. Proceedings of WREC VII, Germany, 2002.
- [44] Da Silva, P. E. D.; Martins, F. R.; Pereira, E. B., **Quality control of Solar Radiation data within SONDA network in Brazil: Preliminary results**. Conference Proceedings of EUROSUN 2014. Aix les Bains, France, 2014.
- [45] Iqbal, M., **And Introduction to Solar Radiation**. Toronto: Academic Press Canada, 1983.
- [46] Rahimikhoob, A., **Estimating global solar radiation using artificial neural network and air temperature data in a semi-arid environment**. Renewable Energy, v. 35, p.2131-2135, 2010.
- [47] Rehman, S.; Mohandes, M., **Artificial neural network estimation of global solar radiation using air temperature and relative umidity**. Energy Policy, v. 36, p. 571-576, 2008.

## ANEXOS

**Anexo 1** – Normas à serem seguidas para publicação de artigos na Revista Brasileira de Ensino de Física.

Extraído de: <http://rbef.sbfisica.org.br/index.php/rbef/about/submissions#authorGuidelines>

### DIRETRIZES PARA AUTORES

O correto uso de padrões de formatação não apenas agiliza a editoração dos trabalhos como reduz custos de produção da RBEF. Há alguns pontos importantes a serem observados:

(1) A bibliografia deve ser apresentada na ordem numérica da citação dos trabalhos, e.g. [1], [2], etc.. Quando o mesmo texto tem diferentes páginas citadas, a obra deve aparecer na seguinte forma: "[2] W. Hoeflechner (ed.), Ludwig Boltzmann: Leben und ..." e posteriormente "[5] W. Hoeflechner, op. cit., pag. XX".

(2) Por convenção, grafa-se Física, Eletromagnetismo, como física, eletromagnetismo.

(3) O uso de Latex é incentivado, pois ao final, no processo de diagramação, todos os artigos são passados para este formato (a RBEF porém aceita artigos nos formatos .doc, .rtf, .odt).

Os artigos que não seguirem estas regras serão imediatamente recusados até que os autores os submetam segundo os padrões acima. Isso se faz necessário pois o tempo gasto na padronização tem causado excessiva demora na editoração da revista.

#### ITENS DE VERIFICAÇÃO PARA SUBMISSÃO

Como parte do processo de submissão, os autores são obrigados a verificar a conformidade da submissão em relação a todos os itens listados a seguir. As submissões que não estiverem de acordo com as normas serão devolvidas aos autores.

1. A contribuição é original e inédita, e não está sendo avaliada para publicação por outra revista; caso contrário, deve-se justificar em "Comentários ao Editor".
2. Os arquivos para submissão estão em formato PDF.
3. URLs para as referências foram informadas quando necessário.
4. O texto está em espaço simples; usa uma fonte de 12-pontos; emprega itálico em vez de sublinhado (exceto em endereços URL); as figuras e tabelas estão inseridas no texto e não no final do documento, como anexos.