

**ESTIMATIVA DA RADIAÇÃO SOLAR ULTRAVIOLETA EM BOTUCATU/SP/BRASIL  
UTILIZANDO MÁQUINA DE VETORES DE SUPORTE (SVM)**

**ESTIMATE OF ULTRAVIOLET SOLAR RADIATION IN BOTUCATU/SP/BRAZIL  
USING SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)**

THIAGO DO NASCIMENTO SANTANA ALMEIDA<sup>1</sup>

ÉRICO TADAO TERAMOTO<sup>2</sup>

ALEXANDRE DAL PAI<sup>3</sup>

DOUGLAS RODRIGUES<sup>4</sup>

JOÃO FRANCISCO ESCOBEDO<sup>5</sup>

Recebido em Outubro de 2012. Aceito em Março de 2013.

---

<sup>1</sup> Aluno de mestrado do Programa de Energia na Agricultura pela Universidade Estadual Paulista – UNESP, Campus de Botucatu. [almeida.tns@fca.unesp.br](mailto:almeida.tns@fca.unesp.br).

<sup>2</sup> Aluno de doutorado do Programa de Energia na Agricultura pela Universidade Estadual Paulista – UNESP, Campus de Botucatu. [ericoengineer@fca.unesp.br](mailto:ericoengineer@fca.unesp.br).

<sup>3</sup> Professor Doutor na Faculdade de Tecnologia– FATEC, Campus de Botucatu. [adalpai@fatecbt.edu.br](mailto:adalpai@fatecbt.edu.br).

<sup>4</sup> Aluno de mestrado do Programa de Ciências da Computação pela Universidade Estadual Paulista – UNESP, Campus de Bauru. [douglasrodrigues.dr@gmail.com](mailto:douglasrodrigues.dr@gmail.com).

<sup>5</sup> Professor Doutor na Universidade Estadual Paulista – UNESP, Campus de Botucatu. [escobedo@fca.unesp.br](mailto:escobedo@fca.unesp.br).

*Agradecimentos:* À FAPESP e ao CNPq pela ajuda financeira

# **ESTIMATIVA DA RADIAÇÃO SOLAR ULTRAVIOLETA EM BOTUCATU/SP/BRASIL UTILIZANDO MÁQUINA DE VETORES DE SUPORTE (SVM)**

## **RESUMO**

Neste trabalho é avaliada a estimativa da radiação solar ultravioleta diária (UV) utilizando a Máquina de Vetores de Suporte (SVM) em Botucatu/SP/Brasil. Foram testados cinco grupos de dados de entrada, contendo diferentes variáveis meteorológicas. A maior precisão na estimativa da UV foi obtida utilizando como variáveis de entrada dados de insolação, umidade relativa, temperatura do ar, precipitação, fotoperíodo, radiação solar no topo da atmosfera, radiação ultravioleta no topo da atmosfera, radiação solar global, índice de claridade Kt e massa ótica relativa. Este modelo apresentou  $MBE = -0,99\%$ ;  $RMSE = 6,58\%$ ,  $d = 0,989$  e  $R^2 = 0.960$ , desempenho equivalente aos encontrados na literatura.

**PALAVRAS-CHAVE:** Aprendizado de Máquina. Modelos de Estimativa. Support Vector Machine.

# **ESTIMATE OF ULTRAVIOLET SOLAR RADIATION IN BOTUCATU/SP/BRAZIL USING SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)**

## **ABSTRACT**

In this paper is evaluated the estimation of daily solar ultraviolet radiation (UV) using Support Vector Machine (SVM) in Botucatu/SP/Brazil. We tested five groups of input data containing different weather variables. A more precise estimation of UV was obtained using insolation data, relative humidity, air temperature, precipitation, photoperiod, solar radiation at the top of the atmosphere, ultraviolet radiation at the top of the atmosphere, solar radiation global, clearness index  $k_t$  and relative optical mass as input variables. This model had  $MBE = -0,99\%$ ;  $RMSE = 6,58\%$ ,  $d = 0,989$  and  $R^2 = 0.960$ , equivalent performance those found in the literature.

**KEYWORDS:** Machine Learning. Estimative Models. Support Vector Machine.

## 1 INTRODUÇÃO

A radiação ultravioleta (UV) compõe uma pequena parcela da radiação solar, aproximadamente 5,7% da radiação solar extraterrestre, porém é considerável seu efeito sobre os organismos vivos. Em seres humanos, a UV pode agir como um fator cancerígeno ou causar reações de fotossensibilidade na pele (BACHELOR; BOWDEN, 2004; AGAR et al., 2004). Em organismos aquáticos como plantas de águas rasas, peixes e crustáceos, pode prejudicar o desenvolvimento ao causar danos a células e tecidos (ROSEMA et al., 2002; PIENITZ; VICENT, 2000; CLAIR et al., 2001; HARRISON; SMITH, 2009; NAZARI et al., 2010). Nas plantas terrestres, induz mudanças estruturais e fisiológicas podendo causar redução da área foliar e redução na absorção de luz visível (TOSSERAMS; ROZEMA, 1995; HAO et al. 2000; BOEGER; POULSON, 2006).

Os níveis de incidência da radiação solar UV sobre a superfície terrestre dependem da combinação da influência de vários fatores, sendo as condições de nebulosidade e concentração de aerossóis e de ozônio na atmosfera os principais (JOSEFSSON; LANDELIUS, 2000; FOYO-MORENO et al., 2003; VILLÁN et al., 2010). A atenuação da UV ocorre por meio de processos físicos de espalhamento, reflexão e absorção.

Há indicativos, com base em registros de medições de superfície realizadas em algumas localidades do globo terrestre, que a incidência de UV tem aumentado consideravelmente, principalmente em função da redução na concentração de ozônio presente na atmosfera (WHO, 2006). Este fator, junto da considerável influência da UV sobre os organismos vivos, tem aumentado o interesse em estudos que buscam avaliar a variação temporal e espacial da UV.

Diante da ausência de medição e de séries climatológicas longas, uma alternativa à falta de dados é a sua estimativa por meio de técnicas de aprendizado de máquina (ou inteligência artificial), utilizando dados de outros parâmetros meteorológicos (LEAL et al., 2011; BARBERO et al., 2006; FONSECA JUNIOR et al., 2011). Uma das vantagens destes modelos é que eles permitem não apenas prever, mas também estimar valores perdidos em bases de dados (VILLÁN et al., 2010).

As técnicas de aprendizado de máquina possuem a capacidade de obter conclusões genéricas a partir de um conjunto de dados, utilizando o método de indução e, deste modo, resolvendo problemas complexos de diversas áreas de conhecimento. Este aprendizado pode ser do tipo supervisionado, onde as saídas são conhecidas por meio de rótulos ou do tipo não supervisionado, onde o sistema não tem conhecimento sobre os resultados desejados (DORVLO et al., 2002).

Há mais de 10 anos, dentre as técnicas de aprendizado de máquina disponíveis, a Support Vector Machine (SVM ou máquina de vetores de suporte) tem se destacado, resolvendo problemas

de análise de expressões, reconhecimento de padrões em imagens e sons, regressão linear, entre outros, obtendo ótimos resultados com um baixo tempo de treinamento e associados a resultados muitas vezes superiores às redes neurais artificiais. (SCHÖLKOPF; SMOLA, 2002; CUCKER; ZHOU, 2007; STEINWART; CHRISTMANN, 2008).

A SVM descende do algoritmo "Generalized Portrait" de Vapnik, Lerner e Chervonenkis (FERRÃO, 2007). É uma técnica baseada nos princípios da minimização do risco estrutural, o que significa que ela buscará reduzir conjuntamente os erros do conjunto de treinamento e do conjunto de teste, resultando em uma maior generalização e, normalmente, um maior acerto na fase de teste (ANDREOLA, 2009). O objetivo inicial da SVM, em 1963, foi encontrar um hiperplano ótimo (com máxima distância entre classes) em função de vetores de suporte. Esse método permitiria uma classificação linear dos dados. Em 1992, surgiu uma implementação onde o espaço de entrada foi transformado em um espaço de maior dimensão, tornando linear a separação dos dados que antes não podiam ser separados desta maneira. Em 1995, foram introduzidas variáveis de folga também com o intuito de tornar a técnica mais flexível e aumentar sua capacidade de generalização (ALES, 2008).

São frequentemente indicados, para esta técnica, procedimentos de regressão tradicionais/estatística, pois os processos de derivação de uma função apresenta o menor desvio entre as respostas estimadas e observadas para todos os exemplos de treinamento (BASAK et al., 2007).

Assim, com base nas informações expostas, o objetivo deste trabalho é estimar a radiação solar ultravioleta diária em Botucatu/SP/Brasil, a partir de variáveis meteorológicas calculadas ou medidas como rotina na maioria das estações climatológicas do Brasil, utilizando a Support Vector Machine.

## 2 METODOLOGIA

Os dados utilizados foram obtidos na Estação de Radiometria Solar, localizada na Faculdade de Ciências Agrônomicas de Botucatu, UNESP, com coordenadas geográficas: latitude de 22°54' S, longitude de 48°27' W e altitude de 786m. e medidos no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2007. Os equipamentos utilizados, bem como suas características são apresentados nas Tabelas 1 e 2. Para a aquisição dos dados, utilizou-se um Datalogger Campbell 23X, operando na frequência de 0,2Hz e armazenando médias de 5 minutos. Os valores médios das radiações global e ultravioleta, em MJ/m<sup>2</sup>, foram gerados a partir da integração diária da irradiância (W/m<sup>2</sup>), resultando em um valor por dia.

Os dados das variáveis meteorológicas foram divididos em dois agrupamentos, sendo um deles composto por 75% dos dados, período de janeiro de 2000 a dezembro de 2005, o qual foi utilizado para o treinamento da rede. O restante dos dados, que compreende o período de janeiro de 2006 a dezembro de 2007, foi utilizado para testar a eficiência do modelo desenvolvido para estimação da radiação solar ultravioleta. Após a divisão da base de dados, foram criados 5 grupos, com diferentes combinações de variáveis para a alimentação da rede, apresentados na Tabela 3.

Tabela 1 – Equipamentos agrometeorológicos utilizados e suas características

| <b>INSTRUMENTAÇÃO</b> |   |
|-----------------------|---|
| <b>PARÂMETRO</b>      | <b>MODELO</b>                             |
| Insolação             | Heliógrafo - Campbell Stokes              |
| Umidade Relativa      | Higrógrafo - Filotécnica Milano           |
| Temperatura do ar     | Termógrafo - Filotécnica Milano           |
| Precipitação          | Pluviógrafo Ota Keiki Seisakusho Co Ltda. |

Tabela 2 – Característica detalhada dos equipamentos utilizados para medição de radiação solar

| <b>RADIAÇÃO</b>               | <b>GLOBAL</b>  | <b>UV</b>                       |
|-------------------------------|--|---------------------------------|
| <b>Marca</b>                  | Eppley   | Kipp & Zonen                    |
| <b>Modelo</b>                 | PSP  | CUV-3                           |
| <b>Fator de Calibração</b>    | $7,45\mu\text{V}/\text{Wm}^{-2}$   | $312\mu\text{V}/\text{Wm}^{-2}$ |
| <b>Alcance Espectral</b>      | 295-2800nm   | 290-400nm                       |
| <b>Tempo de resposta</b>      | 1s   | 5ms                             |
| <b>Linearidade</b>            | $\pm 0,5\%$ (de 0 a $2800\text{ W}/\text{m}^2$ )                               | $< 1\%$                         |
| <b>Cosseno</b>                | $\pm 1\%$ ( $0 < Z < 70^\circ$ )<br>$\pm 3\%$ ( $70^\circ \leq Z < 80^\circ$ ) | $< \pm 10\%$                    |
| <b>Resposta à temperatura</b> | $\pm 1\%$ de $-20^\circ\text{C}$ a $40^\circ\text{C}$                          | $< \pm 0,1/\text{K}$            |

Tabela 3 – Agrupamentos

| AGRUPAMENTO    | COMPONENTES  |
|----------------|--|
| <b>Grupo 1</b> | Insolação, umidade relativa, temperatura do ar, precipitação, fotoperíodo, radiação no topo da atmosfera e radiação ultravioleta no topo da atmosfera.   |
| <b>Grupo 2</b> | Radiação solar global.   |
| <b>Grupo 3</b> | Radiação solar no topo da atmosfera, radiação solar ultravioleta no topo da atmosfera e radiação solar global.   |
| <b>Grupo 4</b> | Radiação solar no topo da atmosfera, radiação solar ultravioleta no topo da atmosfera, radiação solar global, índice de claridade (Kt) e a massa óptica relativa.  |
| <b>Grupo 5</b> | Insolação, umidade relativa, temperatura do ar, precipitação, fotoperíodo, radiação solar no topo da atmosfera, radiação solar ultravioleta no topo da atmosfera, radiação solar global, índice de claridade Kt e massa óptica relativa. |

O primeiro grupo foi criado com o intuito de estimar a radiação solar ultravioleta sem a dependência da medição de dados de radiação solar. Assim, este grupo utilizou as variáveis: insolação, umidade relativa, temperatura do ar, precipitação, fotoperíodo, radiação no topo da atmosfera e radiação ultravioleta no topo da atmosfera, sendo que os dois últimos parâmetros foram calculados a partir das equações 1 e 2, respectivamente (IQBAL, 1983):

$$H_0 = 37,59[h^* \text{sen}(\phi)\text{sen}(\delta) + \cos(\phi)\cos(\delta)\text{sen}(h)] \quad (1)$$

$$H_{0UV} = 0,057059H_0 \quad (2)$$

onde  $h$  é o ângulo horário, expresso em graus;  $h^*$  é o ângulo horário, expresso em radianos;  $\phi$  é a latitude local, expressa em graus;  $\delta$  é a declinação solar, expressa em graus.

O grupo 2 utiliza apenas dados da radiação solar global, sendo que a maior vantagem deste grupo é a estimativa da radiação solar ultravioleta a partir de uma única variável de entrada.

O terceiro grupo é composto pela radiação solar no topo da atmosfera, radiação solar ultravioleta no topo da atmosfera e radiação solar global. A utilização da radiação solar no topo da

atmosfera permite à rede analisar a transmissividade atmosférica da radiação global generalizando para a ultravioleta, podendo ser utilizado em locais com condições climáticas semelhantes.

O quarto grupo contém duas variáveis a mais que o terceiro, ambas calculadas: o índice de claridade (Kt), que permite à rede avaliar as condições de cobertura do céu por nuvens, e a massa ótica relativa, fornecendo referências à rede do caminho óptico atmosférico percorrido pela radiação solar relacionado à movimentação aparente do Sol. As duas variáveis foram calculadas, respectivamente, pelas equações 3 e 4 (IQBAL, 1983; KASTEN; YOUNG, 1989).

$$Kt = \frac{H_G}{H_0} \quad (3)$$

$$m_r = \frac{1}{[\cos(\theta_z) + 0,050572(96,0795 - \theta_z)^{-1,6364}]^2} \quad (4)$$

onde  $\theta_z$  é o ângulo zenital, expresso em radianos.

O último agrupamento reúne todas as variáveis apresentadas anteriormente, ou seja, é composto por: insolação, umidade relativa, temperatura do ar, precipitação, fotoperíodo, radiação solar no topo da atmosfera, radiação solar ultravioleta no topo da atmosfera, radiação solar global, índice de claridade Kt e massa ótica relativa.

Para avaliação do desempenho da estimação da radiação solar UV diária pela SVM, utilizando dados de cada um dos 5 grupos de variáveis, foram utilizadas os seguintes indicativos estatísticos: coeficiente de determinação ( $R^2$ ), erro absoluto médio (MBE), raiz do erro quadrático médio (RMSE) e “d” de Willmott, calculados a partir das equações 5, 6, 7 e 8 (IQBAL, 1983; WILLMOTT, 1981).

$$R^2 = \frac{\sum (Y_c - \bar{Y})^2}{\sum (Y_m - \bar{Y})^2} \quad (5)$$

$$MBE = \sum (Y_c - Y_m) / n \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\sum (Y_c - Y_m)^2 / n} \quad (7)$$

$$d = 1 - \left[ \frac{\sum_{i=1}^n (Y_c - Y_m)^2}{\sum_{i=1}^n (|Y_c - \bar{Y}| + |Y_c - \bar{Y}_c|)^2} \right] \quad (8)$$

onde  $Y_c$  são os valores de radiação calculados,  $Y_m$  os medidos,  $\bar{Y}$  a média dos valores medidos,  $\bar{Y}_c$  a média dos valores calculados e n o número de amostras.

## 1.1 APRENDIZADO DE MÁQUINA – SVM

A SVM, ao estimar um modelo de regressão linear, tenta minimizar o erro generalizado ao invés do erro de treinamento observado, obtendo assim um desempenho generalizado. Este erro generalizado é a combinação do erro de treinamento e de um termo de regularização que controla a complexidade do espaço hipótese (BASAK et al., 2007).

Seu aprendizado é gerado a partir de variáveis que servirão de entrada para a rede. Ao analisar estas variáveis, o algoritmo gera hipóteses buscando aquela que apresente melhor capacidade de descrever o domínio. Para estimar exatidão das predições obtidas pelo classificador sobre os dados gerados, o conjunto é dividido em dois subconjuntos: de treinamento e de teste, sendo que o subconjunto de treino é utilizado no aprendizado para que a rede desenvolva a capacidade de generalizar os resultados, criando novas saídas a partir de novos dados de entrada e o subconjunto de teste é utilizado para medir o grau de efetividade aprendido pela técnica utilizada na predição da classe (LORENA; CARVALHO, 2007). Neste trabalho, o processo de aprendizagem utilizado foi o supervisionado, ou seja, os dados de treinamento são inseridos na máquina juntamente com suas respectivas saídas, para o ajuste dos parâmetros livres do sistema. A vantagem deste método é que, ao incluir as saídas desejadas, os acertos serão valorizados e os erros penalizados aumentando assim a acurácia da predição.

## 3 RESULTADOS

Nas Figuras 1, 2, 3, 4 e 5 são apresentados os resultados gerados para cada um dos grupos. Para cada grupo dois gráficos foram gerados, sendo que o primeiro demonstra o comportamento dos dados medidos e estimados em função do tempo (em dias corridos), sendo que o dia 1 é referente ao dia 01/01/2006 e o dia 643 ao dia 31/12/2007. O segundo gráfico de cada grupo apresenta a correlação entre os dados medidos e os dados estimados pela SVM. Este gráfico contém uma reta vermelha referente à regressão linear e uma reta azul de 45° que simula a correlação ideal dos dados. Na Tabela 4, encontramos a avaliação dos modelos gerados. Foram utilizados os indicativos estatísticos MBE e RMSE, em porcentagem além dos índices d de Wilmott e R<sup>2</sup>:

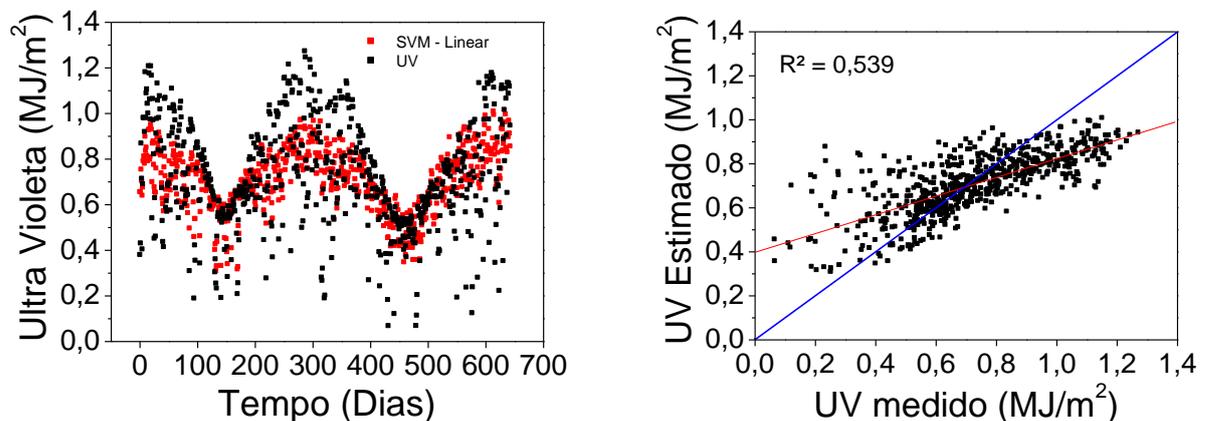
Tabela 4 – Avaliação dos modelos gerados

| Grupo | MBE%  | RMSE% | d de Wilmott | R <sup>2</sup> |
|-------|-------|-------|--------------|----------------|
| 1     | -2,73 | 22,74 | 0,78         | 0,54           |

|   |       |      |      |      |
|---|-------|------|------|------|
| 2 | 0,19  | 9,54 | 0,98 | 0,91 |
| 3 | 0,57  | 6,89 | 0,99 | 0,96 |
| 4 | 1,32  | 6,89 | 0,99 | 0,96 |
| 5 | -0,99 | 6,58 | 0,99 | 0,96 |

A Figura 1a apresenta as curvas da radiação solar ultravioleta diária estimada através da SVM para o grupo 1 e a curva da radiação solar ultravioleta medida na estação radiométrica, em função do tempo (dias corridos) e a Figura 1b apresenta a curva dos valores estimados contra os valores medidos.

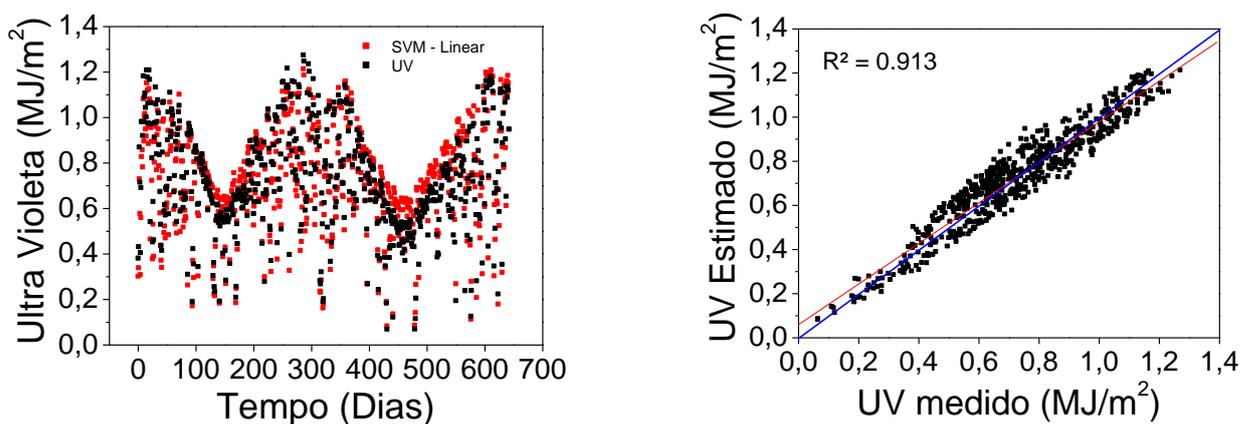
Figura 1 – a) Resultados gerados pela SVM para o grupo 1. b) correlação entre os dados medidos e estimados.



Verifica-se, a partir da Figura 1, que a estimação da radiação solar UV a partir do grupo 1 apresentou baixa precisão, com tendência de subestimar os valores durante o verão e superestimá-los durante o inverno. Observou-se para este grupo um coeficiente de determinação  $R^2$  inferior a 60%,  $MBE=0,040$ ,  $RMSE=0,162$  e  $d=0,807$  (Tabela 4). A baixa precisão na estimação pode ser explicada pela baixa correlação entre as variáveis de entrada com a radiação solar UV. A transmissividade atmosférica da radiação solar UV é influenciada principalmente pelas condições de nebulosidade, concentração de aerossóis e ozônio presentes na atmosfera (FOYO-MORENO et al., 2003; VILLÁN et al., 2010). Considerando apenas o efeito das nuvens, a máxima atenuação da radiação solar UV ocorre na presença de nuvens espessas e baixas e com ocorrência de precipitação (JOSEFSSON; LANDELIUS, 2000). Dentre as variáveis utilizadas, a umidade relativa do ar, precipitação e insolação indicam indiretamente as condições de nebulosidade, porém, a influência do ozônio e dos aerossóis na transmissividade atmosférica da radiação solar UV pouco pôde ser evidenciada por meio das variáveis de entrada utilizadas.

Em relação ao grupo 2, conforme Figura 2, verifica-se uma maior precisão na estimativa quando comparado ao grupo 1. O coeficiente de determinação  $R^2$  para este grupo foi de 91%,  $MBE=0,003$ ,  $RMSE=0,068$  e  $d=0,978$  (Tabela 4).

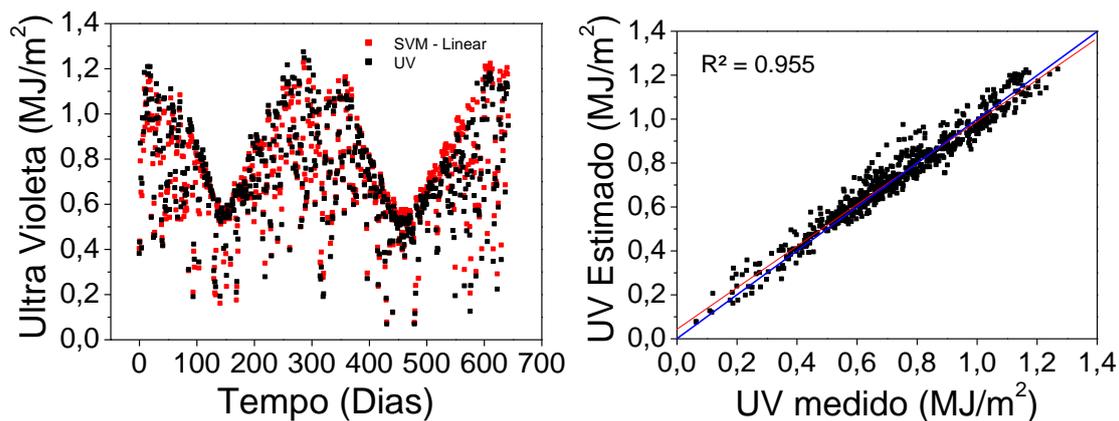
Figura 2 – a) Resultados gerados pela SVM para o grupo 2. b) correlação entre os dados medidos e estimados.



Verifica-se também, conforme Figura 2a, que houve superestimação dos valores para o ano de 2007. Possivelmente, as condições atmosféricas para este ano foram atípicas em relação às dos 6 anos utilizados no agrupamento de treino, havendo uma menor transmissividade atmosférica da radiação solar UV. Um exemplo seria o aumento na concentração de aerossóis e de ozônio na atmosfera durante o período seco do ano, associado a condições de baixa nebulosidade e umidade do ar, diminuindo os valores de UV. Como a SVM estimou a UV somente a partir da global, o valor estimado foi elevado quando comparado ao medido (valor real).

No grupo 3, verifica-se que o acréscimo das radiações solar do topo da atmosfera e UV do topo da atmosfera, junto da radiação solar global, permitiu uma maior precisão na estimativa quando comparado ao grupo 2 (Figura 3).

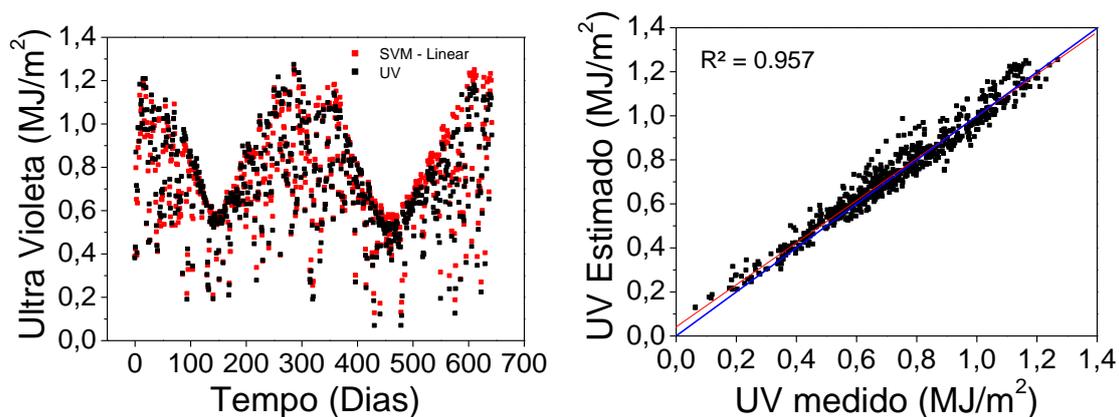
Figura 3 – a) Resultados gerados pela SVM para o grupo 3. b) correlação entre os dados medidos e estimados.



O coeficiente de determinação  $R^2$  para este grupo foi de 95,9%, superior em 5% ao do grupo 2,  $MBE= 0,012$ ,  $RMSE=0,049$  e  $d=0,989$  (Tabela 4). O acréscimo das duas variáveis permitiu à SVM estimar o padrão de variação da transmissividade atmosférica da radiação solar UV, associando esta ao padrão da global. Também foi observada a superestimação nos valores da UV em 2007, porém em menor escala se comparado ao do grupo 2.

Para o grupo 4, o acréscimo da massa ótica relativa e do índice de claridade  $K_t$  proporcionou pequena melhoria na precisão de estimação em relação ao grupo 3, conforme Figura 4. O coeficiente de determinação  $R^2$  foi de 96,1%,  $MBE=0,009$ ,  $RMSE=0,047$  e  $d=0,99$  (Tabela 4). Considerando a radiação global e a radiação solar no topo da atmosfera precursores do  $K_t$ , o acréscimo do último pouco influenciou na precisão sendo que a pequena melhoria foi, possivelmente, influência da massa ótica.

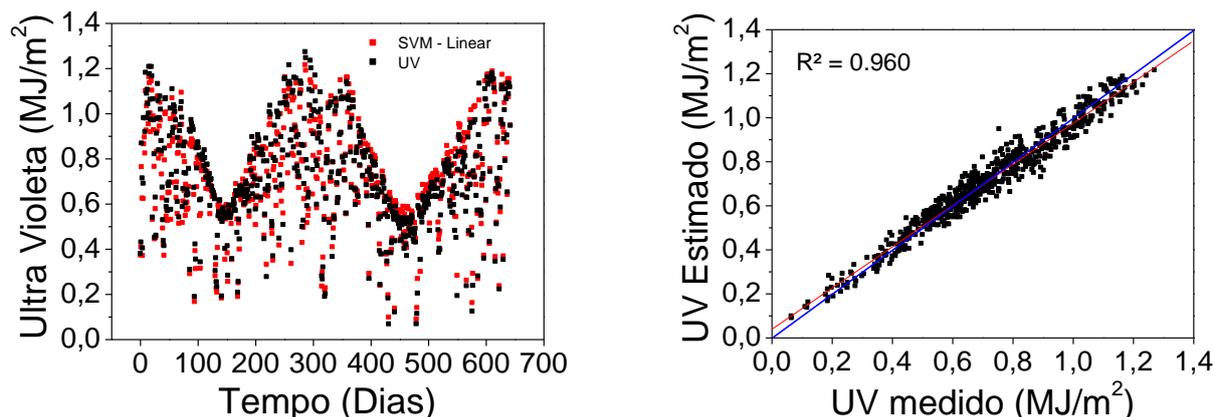
Figura 4 – a) Resultados gerados pela SVM para o grupo 4. b) correlação entre os dados medidos e estimados.



Dentre os grupos de variáveis utilizados, verifica-se, no grupo 5, o melhor desempenho na estimativa da radiação solar UV pela SVM (Figura 5). Os índices estatísticos  $R^2$  e “d” foram elevados (96,9% e 0,991 respectivamente) e os índices  $MBE$  e  $RMSE$  foram baixos quando comparados aos dos grupos anteriores (0,002 e 0,041), indicando maior precisão (Tabela 4). Tanto a

análise pontual, quanto a geral deste modelo se mostram mais precisas e é possível notar uma redução na tendência de superestimação observada nos demais grupos em 2007. Podemos deduzir que a associação de todos os parâmetros meteorológicos utilizados permitiu à rede uma visão ampla sobre a influência do clima na radiação solar UV, o que não foi possível nos modelos anteriores.

Figura 5 – a) Resultados gerados pela SVM para o grupo 5. b) correlação entre os dados medidos e estimados.



#### 4 CONCLUSÃO

Neste trabalho, a máquina de vetores de suporte mostrou-se eficiente na estimação da radiação solar UV, sendo observada uma maior precisão ao utilizar as variáveis do grupo 5. Contudo, a estimação da radiação solar UV a partir de dados de radiação solar global, radiação solar do topo da atmosfera e radiação UV no topo da atmosfera (parâmetros utilizados no grupo 3) apresenta desempenho próximo ao do grupo 5, destacando-se por permitir a estimação necessitando da medição de apenas uma variável. Uma possível alternativa para melhoria da precisão na estimação da UV através da SVM seria a utilização de dados de ozônio e aerossóis medidos por satélite.

#### REFERÊNCIAS

AGAR, N. S. et al. The basal layer in human squamous tumors harbours more UVA than UVB finger-print mutations: a role for UVA in human skin carcinogenesis. **Proceedings of the National Academy of Sciences, USA**, 101, 4954–4959, 2004.

ALES, V. T. **O algoritmo sequential minimal optimisation para resolução do problema de Support Vector Machine: uma técnica para reconhecimento de padrões**. 2008. 150 p. Dissertação (Mestrado em Ciências da Computação). Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2008.

ANDREOLA, R.; HAERTEL, V. Support Vector Machines na classificação de imagens hiperespectrais. In: XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2009, Natal. **Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**. Natal, Brasil, p. 25-30, 2009.

BACHELOR, M. A.; BOWDEN, G. T. UVA-mediated activation of signalling pathways involved in skin tumour promotion and progression. **Seminars in Cancer Biology**: 14, 131–138, 2004.

BARBERO F. J., LÓPEZ, G., BATLLES F. J. Determination of daily solar ultraviolet radiation using statistical models and artificial neural networks. **Ann.Geophys.**, 24, 2105–2114, 2006.

BASAK, D.; PAL, S.; PATRANABIS, D. C. Support vector regression. **Neural Information Processing.**, v. 11. n. 10, p. 203-224, 2007.

BOEGER, M. R. T.; POULSON, M. Efeitos da radiação ultravioleta-B sobre a morfologia foliar de *Arabidopsisthaliana* (L.) Heynh. (Brassicaceae). **Acta bot. bras.**, v. 20, n. 2, p. 329-338, 2006.

CLAIR, T. A., J. et al. Will reduced summer UV-B levels affect zooplankton populations of temperate humic and clearwater lakes. **Hydrobiologia**, v. 462, p. 75-89, 2001.

CUCKER, F.; ZHOU, D. X. Learning theory: an approximation theory viewpoint. **Cambridge University Press**, Cambridge, 2007.

DORVLO, A. S. S.; JERVASE, J. A.; AL-LAWATI, A. Solar radiation estimation using artificial neural network. **Applied Energy**, v.71 p. 307-319, 2002.

FERRÃO, M. F. et al. LS-SVM: uma nova ferramenta quimiométrica para regressão multivariada. Comparação de modelos de regressão LS-SVM e PLS na quantificação de adulterantes em leite em pó empregando NIR. **Rev. Quim. Nova**, v. 30, n. 4, p. 852-859, 2007.

FONSECA JUNIOR, F. G. S. et al. Analysis of the use of support vector regression and neural networks to forecast insolation for 25 locations in japan. **Anais ISES Solar World Congress**. 2011.

FOYO-MORENO, I. et al. The influence of cloudiness on UV global irradiance (295-385 nm). **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 120, p. 101–111, 2003.

HAO, X. et al. Effects of pre-exposure to ultraviolet-B radiation on responses of tomato (*Lycopersicon esculentum* cv. New Yorker) to ozone in ambient and elevated carbon dioxide. **Environmental Pollution**, n. 110, p. 217-224, 2000.

HARRISON, J. W.; SMITH, R. E. H. Effects of ultraviolet radiation on the productivity and composition of freshwater phytoplankton communities. **Photochem. Photobiol. Sci.**, v. 8, p. 1218-1232, 2009.

IQBAL, M. **An introduction to solar radiation**. London: Academic Press., 1983. 390p.

JOSEFSSON, W. LANDELIUS, T. Effect of clouds on UV irradiance: as estimated from cloud amount, cloud type, precipitation, global radiation and sunshine duration. **Journal of Geophysical Research**, v. 105, n. 4, p. 4927-4935, 2000.

KASTEN F.; YOUNG A. T. Revised optical air mass tables and approximation formula. **Applied Optics**, v. 28, n. 22, p. 4735-4738, 1989.

LEAL, S. S.; TÍBA, 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.

LORENA, A. C.; CARVALHO, A. C. P. L. F. Uma Introdução às Support Vector Machines. **Revista de Informática Teórica e Aplicada**. v. XVI. n. 2, 2007.

NAZARI, E. M. et al. Effects of environmental and artificial UV-B radiation on freshwater prawn *Macrobrachium olfersi* embryos. **Aquat. Toxicol.**, v. 98, p. 25-33, 2010.

PIENITZ, R.; VINCENT, W. F. Effect of climate change relative to ozone depletion on UV exposure in subarctic lakes. **Nature**, v. 404, p. 484-487, 2000.

ROZEMA, J. et al. The role of UV-B radiation in aquatic and terrestrial ecosystems: an experimental and functional analysis of the evolution of UV-absorbing compounds. **J. Photochem. Photobiol.**, v. 66, p. 2-12, 2002.

SCHÖLKOPF, B.; SMOLA A. J. Learning with Kernels. Support Vector Machines. Regularization, Optimization, and Beyond, **MIT Press**, Cambridge, MA, 2002.

STEINWART, I.; CHRISTMANN, A. **Support Vector Machines**. Springer, New York, 2008. 601p.

TOSSERAMS, M.; ROZEMA, J. Effects of ultraviolet-B radiation (UV-B) on growth and physiology of the dune grassland species *Calamagrostis epigeios*. **Environmental Pollution**, v. 89, n. 2, p. 209-214, 1995.

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.

WHO – WORLD HEALTH ORGANIZATION. **Public health and the environment's solar ultraviolet radiation: global burden of disease from solar ultraviolet radiation**. n. 13, 2006.

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