



XIX Congresso Brasileiro de Agrometeorologia

23 a 28 de agosto de 2015

Lavras – MG – Brasil

Agrometeorologia no século 21:

O desafio do uso sustentável dos biomas brasileiros

Estimativa da radiação solar UV horária utilizando SVM (Máquina de Vetores de suporte)



Érico Tadao Teramoto¹; João Francisco Escobedo²; Cícero Manuel dos Santos³; Eduardo Nardini Gomes⁴.

¹ Engenheiro Agrícola, Pós-doutorando, Depto. de Engenharia de Pesca, FCAV/UNESP, Registro/SP, Fone: (13) 3828-3044, eteramoto@registro.unesp.br.

² Bacharel em Física, Prof. Adjunto, Depto. de Engenharia Rural, FCA/UNESP, Botucatu/SP.

³ Bacharel em Física, Doutorando, Depto. de Engenharia Rural, FCA/UNESP, Botucatu/SP.

⁴ Agrônomo, Prof. Assistente, Depto. de Agronomia, FCAV/UNESP, Registro/SP.

RESUMO: O presente trabalho apresenta a estimativa da radiação solar UV em Botucatu/SP/Brasil (22,85°S; 48,43° W; 742 m) utilizando a técnica de aprendizado de máquinas SVM. Foram testados três grupos de variáveis de entrada: (1) - índice de transmissividade (KT) e UV extraterrestre (UV₀); (2) – KT e massa de ar relativa (m_r); (3) – KT, UV₀, m_r e coluna total de ozônio oblíqua (SOC). Os dados horários utilizados de radiação solar UV e global foram medidos durante o período de 2000 a 2007 e a SVM foi implementada utilizando o software WEKA 3.7.12. A acurácia dos modelos foi determinada utilizando os índices estatísticos MBE (Erro Médio), RMSE (Erro Médio Quadrático) e "d" (Índice de Willmott). Comparado aos modelos estatísticos que utilizam as mesmas variáveis de entrada, a SVM apresentou resultados superiores: RMSE < 8%, MBE entre 2,1 e -1,8% e d de ±0,99.

PALAVRAS-CHAVE: transmissividade atmosférica, ozônio, modelos estatísticos, Weka.

Estimating hourly solar UV radiation in botucatu using SVM (support vector machine)

ABSTRACT: This paper presented the estimation of hourly UV radiation in Botucatu/SP/Brazil (22.85°S, 48.43° W, 742 masl) using the machine learning technique SVM. Were tested three groups of input variables: (1) - transmissivity index (KT) and UV extraterrestre (UV₀); (2) – KT and relative air mass m_r; (3) – KT, UV₀, m_r and oblique total ozone column (SOC). The used data of solar UV radiation and global radiation were measured during the period of 2000 to 2007 and the SVM were implemented using the software WEKA 3.7.12. The accuracy of models were evaluated using the statistical index MBE (Mean Bean Error), RMSE (Root Mean Square Error) and "d" (Willmott Index). Compared to statistical models that use the same input variables, the SVM showed superior results: RMSE <8%, MBE of 2.1 to -1.8% and d of ±0.99.

KEY WORDS: atmospheric transmissivity, ozone, statistical models, Weka.

INTRODUÇÃO

Embora radiação UV represente menos de 10% da radiação global (JACOVIDES et al., 2006; HU et al., 2010; HUANG et al., 2011; ESCOBEDO et al., 2012), ela possui notoriedade em relação às faixas espectrais visível e infravermelho devido aos seus efeitos nocivos sobre a biosfera e polímeros sintéticos. Em seres humanos, a exposição contínua à radiação UV gera desde eritema até problemas mais crônicos como câncer de pele e cataratas (DIFFEY, 1991). Em organismos aquáticos como algas, anfíbios, peixes e crustáceos, ela pode reduzir o desenvolvimento causando danos às células e tecidos (DIFFEY, 1991; DAHMS et al., 2010; NAZARI et al., 2010). Em plantas terrestres, ela causa redução na área foliar

O desafio do uso sustentável dos biomas brasileiros

influenciando a produção (BOEGER e POULSON et al., 2006; HARRISON e SMITH, 2009; LIU et al., 2013; KATARIA et al., 2014). Em polímeros sintéticos, a exposição a radiação UV reduz o tempo de vida devido ao efeito de fotodegradação (TSE et al., 2006; TOCHÁCEK e VRÁTNÍCKOVÁ, 2014; SAPKOTA et al., 2014). Assim, o estudo dos níveis de incidência da radiação solar UV é essencial para muitas aplicações nas áreas de agricultura, ecologia e ciências médicas.

No Brasil informações sobre os níveis de radiação solar UV ainda são escassas devido ao número pequeno de estações que a monitoram. Por isso, muitos pesquisadores recorrem a diferentes métodos para estimativa da radiação solar UV a partir de outras variáveis meteorológicas. Dentre os vários métodos, os mais utilizados são os modelos estatísticos e as técnicas de aprendizado de máquinas (MLTs), que nos últimos anos têm sido extensivamente estudadas e comparadas aos primeiros (FOYO-MORENO et al., 1998; ESCOBEDO et al., 2009; VILLÁN et al., 2010; HUANG et al., 2011). A popularidade dos modelos estatísticos é justificada pela relativa acurácia associada à simplicidade para uso. Dentre as técnicas de aprendizado de máquinas, as mais utilizadas são as Redes Neurais Artificiais (RNAs) (ELMINIR et al., 2005; BARBERO et al., 2006; LEAL et al., 2011; JACOVIDES et al., 2013). Recentemente, o uso de uma nova MLT tem sido extensivamente estudada: Máquina de Vetores de Suporte (SVM) (Chen et al., 2011; Chen and Li, 2013; Chen et al., 2013). A maioria dos trabalhos encontrados na literatura analisam a estimativa da radiação solar global em comparação aos modelos estatísticos tradicionais (CHEN et al., 2011; CHEN et al., 2013; YADAV and CHANDEL, 2013). No caso da estimativa da radiação solar UV utilizando a SVM, poucos trabalhos são encontrados na literatura (ALMEIDA et al., 2012).

In this work the performance of SVM in the estimating of hourly solar UV radiation was compared to the performance of classic empirical models and ANNs.

MATERIAIS E MÉTODOS

LOCAL ESTUDADO E OBTENÇÃO DOS DADOS

Os dados utilizados neste trabalho foram medidos na estação radiométrica instalada na FCA/UNESP em Botucatu (22,85°S; 48,43° W; 742 m a.s.l.). Botucatu está distante 227 km do Oceano Atlântico e é considerada uma cidade rural, com área territorial de 1.482,87 km² e população de 127 mil habitantes. Ela está situada no cinturão de cana-de-açúcar do Estado de São Paulo e próxima de duas represas hidroelétricas: Jurumirim (23.20°S, 49.22°W, area of 449 km²) e Barra Bonita (22.48° S, 48.57° W, area of 310 km²). As represas hidroelétricas modificam o balanço de energia e o fluxo de vapor de água para a atmosfera e as lavouras de cana-de-açúcar geram o aumento na concentração de material particulado na atmosfera. A poluição atmosférica é gerada pela queima de cana-de-açúcar e pela movimentação do solo por máquinas agrícolas durante o período de colheita (maio-novembro) (ALLEN et al., 2004; LARA et al., 2005; CODATO et al., 2008). Outro fator responsável pelo aumento na concentração de material particulado na atmosfera local são os incêndios em florestas e pastagens na região centro-oeste do Brasil, na Bolívia, na Argentina e no Paraguai, os quais ocorrem nos meses de agosto a novembro (FREITAS et al., 2005; EVANGELISTA et al., 2007). As maiores concentrações de material particulado na atmosfera sobre Botucatu ocorrem no mês de setembro, 70 µg m⁻³ (Codato et al., 2008).

O clima em Botucatu é caracterizado pelo inverno frio e seco (junho-agosto) e verão quente e úmido (dezembro-fevereiro). O ciclo anual das chuvas é constituído de dois períodos bem distintos. Há um período chuvoso (outubro-março), onde ocorre de 75 a 90% do total anual de precipitação acumulada, e um período seco (abril-setembro), onde os valores mensais permanecem abaixo de 100 mm (ESCOBEDO et al., 2009). No período chuvoso é elevada a frequência de dias com céu nebuloso e

O desafio do uso sustentável dos biomas brasileiros

as chuvas que ocorrem são de média a alta intensidade, resultantes da formação da Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) e de sistemas frontais (CPTEC, 2010; TERAMOTO e ESCOBEDO, 2012). No período seco há predominância de dias com céu claro e as chuvas que eventualmente ocorrem são de baixa a média intensidade, resultantes da passagem de frentes frias.

Na medição das irradiâncias solar UV (290-400 nm) e global (290-2.800 nm) foram utilizados, respectivamente, um radiômetro CUV3 da Kipp e Zonen e um piranômetro modelo PSP da Eppley. A imprecisão do CUV3 é de $\pm 5\%$ e a do PSP é de $\pm 4\%$ (REDA et al., 2008; HUANG et al., 2011). Ambos os sensores foram calibrados periodicamente pelo método comparativo sugerido pela OMM (FRÖHLICH e LONDON, 1986). Na aquisição dos dados foi utilizando um datalogger CR23X da Campbell operando na frequência de 1 Hz e o armazenamento (média) ocorreu a cada 5 minutos. Os dados médios de 5 minutos passaram por um controle de qualidade no qual os valores espúrios foram eliminados e em seguida foram processados por programas desenvolvidos para o cálculo das irradiações horárias e diárias (CHAVES e ESCOBEDO, 2000). Os dados diários utilizados de coluna total de ozônio (TOC) foram os medidos pelo satélite Earth Probenos anos de 2000 a 2004 e pelo satélite Aura nos anos de 2005 a 2007, disponíveis em <http://mirador.gsfc.nasa.gov/>. O satélite Earth Probe mede o TOC por meio do sensor TOMS (Total Ozone Mapping Spectrometer) e o satélite Aura por meio do sensor OMI (Ozone Monitoring Instrument).

IMPLEMENTAÇÃO DA SVM

O desempenho da SVM na estimativa da radiação solar UV em Botucatu foi comparada à três dos principais modelos estatísticos encontrados na literatura e ao da rede neural do tipo MLP (Multilayer Perceptron). Assim, na SVM e na RNA foram testados três agrupamentos de variáveis de entrada, que são correspondentes às variáveis de entrada de cada um dos modelos estatísticos. Em todos os modelos estatísticos, a estimativa da radiação solar UV é feita a partir da relação entre a transmissividade atmosférica da radiação UV (K_{TUV}) e o índice de transmitância atmosférica K_T . Foram considerados os seguintes modelos estatísticos:

Modelo 1) Considera a relação linear entre a variação da K_{TUV} e a variação do K_T , utilizando como variáveis de entrada a radiação UV extraterrestre (UV_0) e o K_T (Equação 1):

$$UV = bUV_0 K_T \quad (1)$$

onde "b" é um parâmetro calculado a partir da correlação linear entre os dados horários de K_{TUV} e os de K_T . Os valores de K_{TUV} e do índice de claridade K_T foram calculados a partir das Equações 2 e 3 (IQBAL, 1983; OGUNJOBI e KIM, 2004; HUANG et al., 2010):

$$K_{TUV} = UV / 0,057 H_0 \quad (2)$$

$$K_T = G / H_0 \quad (3)$$

onde H_0 é a radiação solar extraterrestre horária, estimada seguindo metodologia divulgada por Iqbal (1983).

Modelo 2) Considera o efeito do ar seco sobre a radiação solar UV em condições de céu claro, utilizando como variáveis de entrada o K_T e a massa óptica relativa do ar (m_r) (Equação 4):

$$UV = bK_T \left[y_0 + A_1 e^{\left(\frac{-m_r}{T_1}\right)} + A_2 e^{\left(\frac{-m_r}{T_2}\right)} \right] \quad (4)$$

onde os coeficientes y_0 , A_1 , A_2 , T_1 e T_2 foram estimados por meio da correlação entre os dados de irradiação solar UV horária em condições de céu claro e a massa óptica relativa do ar m_r . O critério

O desafio do uso sustentável dos biomas brasileiros

utilizado para classificação da condição de céu como claro foi o $K_T > 0,65$, conforme proposto por Escobedo et al. (2009) para Botucatu. A massa optica relativa do ar (m_r) foi calculada por meio da Equação 5 (KASTEN e YOUNG, 1989):

$$m_r = \frac{1}{[\cos(\theta_z) + 0,050572(96,0795 - \theta_z)^{-1,6364}]} \quad (5)$$

onde θ_z é o ângulo zenital.

Modelo 3) Considera o efeito do ar seco e do ozônio sobre a UV em condições de céu claro, utilizando como variáveis de entrada o K_T , a m_r e a coluna total de ozônio oblíqua (SOC) (Equação 6):

$$UV = bK_T \left[y_o + A_1 e^{\left(\frac{-m_r}{T_1}\right)} + A_2 e^{\left(\frac{-m_r}{T_2}\right)} + A_3 e^{\left(\frac{-SOC}{T_3}\right)} + A_4 e^{\left(\frac{-SOC}{T_4}\right)} \right] \quad (6)$$

onde o parâmetro coluna total de ozônio oblíqua SOC foi calculada a partir Equação 7 (ANTÓN et al., 2008):

$$SOC = \frac{TOC}{\cos(Z)} \quad (7)$$

Tanto a SVM quanto a RNA foram implementadas utilizando a ferramenta computacional gratuita WEKA 3.7.12 (Waikato Environment for Knowledge Analysis), que consiste num conjunto de algoritmos de aprendizado de máquinas livre, disponível em <http://www.cs.waikato.ac.nz/~ml/weka/> (Witten e Frank, 2005).

Para a avaliação dos modelos estatísticos, da SVM e da RNA na estimativa da radiação solar UV horária foram utilizados os indicativos estatísticos R^2 (coeficiente de determinação), MBE (Mean Bias Error), RMSE (Root Mean Square Error), e d de Willmott (Willmott, 1981; Iqbal, 1983):

$$R^2 = \frac{\sum (Y_c - \bar{Y})^2}{\sum (Y_m - \bar{Y})^2} \quad (8)$$

$$MBE = \frac{\sum (Y_c - Y_m)}{N} \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (Y_c - Y_m)^2}{N}} \quad (10)$$

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Y_c - Y_m)^2}{\sum_{i=1}^N (|Y_c - \bar{Y}| + |Y_m - \bar{Y}|)^2} \quad (11)$$

onde N é o número de observações realizadas, Y_c são os valores de irradiação horária calculados, Y_m os medidos e \bar{Y} a média dos valores medidos no intervalo horário considerado. No caso do índice d, $|Y_c - \bar{Y}|$ é o valor absoluto da diferença $Y_c - \bar{Y}$ e $|Y_m - \bar{Y}|$ é o valor absoluto da diferença $Y_m - \bar{Y}$.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nas Tabela 1 abaixo são apresentados os indicativos estatísticos (R^2 , MBE, RMSE e d) que permitem avaliar o desempenho dos modelos estatísticos, RNA e SVM na estimativa da radiação solar UV horária. O MBE indica a tendência do modelo utilizado em superestimar (valores positivos) ou subestimar (valores negativos) e o RMSE dá uma noção do espalhamento na correlação entre os dados

O desafio do uso sustentável dos biomas brasileiros

medidos e os estimado. Quanto menores forem os valores de MBE e RMSE melhor é o desempenho do modelo avaliado. Diferentes intervalos de RMSE são definidos para avaliar a acurácia dos modelos (HEINEMANN et al., 2012). O desempenho é considerado excelente se $RMSE < 10\%$; bom se $10\% \leq RMSE \leq 20\%$; Aceitável se $20\% \leq RMSE \leq 30\%$; e pobre se $RMSE \geq 30\%$. O índice "d", que varia entre 0 e 1, representa o total de discordância ou concordância perfeita, respectivamente, entre os valores medidos e os estimados (WILLMOTT, 1981).

Tabela 1. Indicativos estatísticos do modelo estatístico linear, RNA e SVM na estimativa da radiação solar UV horária.

		R²	MBE (%)	RMSE (%)	d (%)
Modelo 1	Estatístico	0,984	-5,943	12,875	0,988
	RNA	0,984	-11,754	15,396	0,968
	SVM	0,988	2,122	11,916	0,997
Modelo 2	Estatístico	0,973	0,829	12,231	0,991
	RNA	0,987	-0,774	7,167	0,996
	SVM	0,990	-1,809	6,609	0,997
Modelo 3	Estatístico	0,971	0,921	12,245	0,990
	RNA	0,988	1,292	7,044	0,996
	SVM	0,990	-1,504	6,322	0,997

Verifica-se que dentre os modelos estatísticos, o modelo que apresentou melhor desempenho foi o Modelo 2 (menores valores de MBE e RMSE e maiores de d). Ao contrário, o Modelo 1 apresentou o pior desempenho, apresentando nível de imprecisão superior ao do sensor utilizado na medição da radiação solar UV ($\pm 5\%$). Verifica-se que com o aumento número das variáveis de entrada do modelo, melhor é o desempenho observado na estimativa da radiação UV. No caso, o desempenho inferior do Modelo 3 em relação ao Modelo 2 é justificado pela imprecisão na medição dos dados de ozônio medidos pelo satélite (MCPETERS et al., 2008).

Em relação às MLTs, comparadas aos modelos estatísticos que utilizam as mesmas variáveis de entrada, tanto a RNA quanto a SVM apresentaram melhor desempenho. Em relação a utilização das RNAs na estimativa da radiação solar UV, o resultado observado está de acordo com o divulgado por outros autores na literatura (BARBERO et al., 2006; FEISTER et al., 2008; LEAL et al., 2011). Verifica-se que em relação ao agrupamento de variáveis de entrada, tanto a RNA quanto a SVM apresentaram melhor desempenho na estimativa da radiação solar UV quando são utilizados o K_T e a massa óptica relativa do ar. E dentre as duas MLTs, a SVM apresentou melhor desempenho, independente do agrupamento de variáveis de entrada. Este resultado concorda com o observado por outros autores na literatura e confirma a superioridade da SVM na estimativa de variáveis meteorológicas em relação à modelos estatísticos e às RNAs (CHEN et al., 2011; ALMEIDA et al., 2012; CHEN et al., 2013; YADAV and CHANDEL, 2013).

CONCLUSÕES

Dos três modelos estatísticos validados, apenas o Modelo 1 (linear) apresentou nível de imprecisão superior ao dos sensores de medição da UV ($\pm 5\%$). Os estatísticos 2 e 3 apresentaram desempenho similares Foyo-Moreno et al. (1999). Comparado aos modelos estatísticos que utilizam as mesmas variáveis de entrada, a SVM apresentou resultados superiores, com imprecisão variando entre 2,1 e 1,8%.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o suporte financeiro fornecido pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), Coordenação de Aperfeiçoamento de PEssoal de Nível Superior (CAPES), e à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP). Nós também agradecemos à National Aeronautics and Space Administration (NASA) e ao Centro de Previsão de Tempo e Assuntos Climáticos (CPTEC/INPE) por fornecerem dados de variáveis meteorológicas.

BIBLIOGRAFIA

ALLEN, A. G.; CARDOSO, A. A.; ROCHA, G. O. Influence of sugar cane burning on aerosol soluble ion composition in southeastern Brazil. **Atmospheric Environment**, v. 38, p. 5025-5038, 2004.

ALMEIDA, T. N. S.; TERAMOTO, E. T.; DAL PAI, A.; RODRIGUES, D.; ESCOBEDO, J. F. Estimativa da radiação solar ultravioleta em Botucatu/SP/Brasil utilizando máquina de vetores de suporte (SVM). **Tekhne Logos**, v. 4, n. 1, 2013.

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

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

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

CHANG, C. C.; LIN, C. J. LIBSVM: a library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, v. 2, n. 27, 2011. Software disponível em: <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.

CHEN, J. L.; LI, G. S. Evaluation of support vector machine for estimation of solar radiation from measured meteorological variables. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 115, p. 627-638, 2013.

DAHMS, H.; LEE, J. UV radiation in marine ectotherms: Molecular effects and responses. **Aquatic Toxicology**, v. 97, n. 3-14, 2010.

DIFFEY, B. L. Solar ultraviolet radiation effects on biological system. **Physc.Med. Bio.**, v. 36, p. 299-329, 1991.

ELMINIR, H. K.; AREED, F. F.; ELSAYED, T. S. Estimation of solar radiation components incident on Helwan site using neural network. **Solar Energy**, v. 79, p. 270-279, 2005.



XIX Congresso Brasileiro de Agrometeorologia

23 a 28 de agosto de 2015

Lavras – MG – Brasil

Agrometeorologia no século 21:

O desafio do uso sustentável dos biomas brasileiros



FEISTER, U.; JUNK, J.; WOLDT, M. Long-term solar UV radiation reconstructed by Artificial Neural Networks (ANN). **Atmospheric Chemistry and Physics Discussions**, v. 8, p. 453-488, 2008.

GUEYMARD, C. **SMART2: a simple model of the atmospheric radiative transfer of sunshine: algorithms and performance assessment**. Florida Solar Energy Center, p. 270-295, 1995.

HEINEMANN, A. B.; VAN OORT, P. A. J.; FERNANDES, D. S.; MAIA, A. H. N. Sensivity of APSIM/ORYZA model due to estimation errors in solar radation. **Bragantia**, v. 71, n. 4, p. 572-582, 2012.

HUANG, M.; JIANG, H.; JU, W.; XIAO, Z. Ultraviolet radiation over two lakes in the Middle and lower reaches of the Yangtze River, China: an innovative model for UV estimation. **Terrestrial, Atmospheric and Oceanic Sciences**, v. 22, n. 5, p. 491-506, 2011.

JACOVIDES, C. P.; TYMVIOS, F. S.; BOLAND, J.; TSITOURI, M. Artificial Neural Network models for estimating daily solar global UV, PAR and broadband radiant fluxes in a eastern Mediterranean site. **Atmospheric Research**, 2013.

JACOVIDES, C.P. et al. Solar global UV (280–380 nm) radiation and its relationship with solar global radiation measured on the island of Cyprus. **Energy**, v. 31, p. 2728–2738, 2006.

KATARIA, S.; JAJOO, A.; GURUPRASAD, K. N. Impact of increasing Ultraviolet-B (UV-B) radiation on photosynthetic Processes. **Journal of Photochemistry and Photobiology B: Biology**, v. 137, p. 55-66, 2014.

LARA, L. L. ; ARTAXO, P.; MARTINELLI, L. A.; CAMARGO, P. B.; VICTORIA, R. L.; FERRAZ, E. S. B. Properties of aerosols from sugar-cane burning emissions in Southeastern Brazil. **Atmospheric Environment**, v. 39, p. 4627–4637, 2005.

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.

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.

LIU, B.; LIU, X. B.; LI, Y. S.; HEBERT, S. J. Effects of enhanced UV-B radiation on seed growth characteristics and yield components in soybean. v. 154, p. 158-163, 2013.

MCPETERS, R. et al. VEEFKIND, J. P.; BHARTIA, P. K.; LEVELT, P. F. Validation of the Aura ozone monitoring instrument total column ozone product. **Journal of Geophysical Research**, v. 113, p. 1-9, 2008.

NAZARI, E. M.; AMMAR, D.; BEM, A. F.; LATINI, A.; MÜLLER, Y. M.; ALLODI, S. Effects of environmental and artificial UV-B radiation on freshwater prawn *Macrobrachium olfersi* embryos. **Aquat.Toxicol.**, v. 98, p. 25-33, 2010.

REDA, I. M.; MYERS, D. R.; STOFFEL, T. L. Uncertainty Estimate for the Outdoor Calibration of Solar Pyranometers: A Metrologist Perspective. NCSLI Measure. **The Journal of Measurement Science**, v. 3, p. 58-66, 2008.



XIX Congresso Brasileiro de Agrometeorologia

23 a 28 de agosto de 2015

Lavras – MG – Brasil

Agrometeorologia no século 21:



O desafio do uso sustentável dos biomas brasileiros

SAPKOTA, S. B.; FISCHER, M.; ZIMMERMANN, B.; WÜRFEL, U. Analysis of the degradation mechanism of ITO-free organics solar cells under UV radiation. **Solar Energy Materials & Solar Cells**, v. 121, p. 43–48, 2014.

TOCHÁČEK, J.; VRÁTNÍČKOVÁ, Z. Polymer life-time prediction: The role of temperature in UV accelerated ageing of polypropylene and its copolymers. *Polymer Testing*, v. 36, p. 82–87, 2014.

TSE, K. C. C.; Ng, F. M. F.; Yu, K. N. Photo-degradation of PADC by UV radiation at various wavelengths. **Polymer Degradation and Stability**, v. 91, p. 2380-2388, 2006.

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.

WITTEN, I. H.; FRANK, E. **Data Mining: Practical machine learning tools and techniques** (2nd ed.). San Francisco: Morgan Kaufman, 2005.

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, 2013.