2020 ENTAC
XVIII Encontro Nacional de Tecnologia do Ambiente Construído
Futuro da Tecnologia do Ambiente Construído e os Desafios Globais
Porto Alegre, 4 a 6 de novembro de 2020

UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA ESTIMAÇÃO DO ÍNDICE DE BULBO ÚMIDO TERMÔMETRO DE GLOBO (IBUTG)[1]

CALLEJAS, Ivan Julio Apolonio (1); BIANCHI, Ermete Cauduro (2)

(1) Universidade Federal de Mato Grosso, ivancallejas1973@gmail.com
(2) Prefeitura Municipal de Nortelândia/ Mato Grosso, ermeteb@hotmail.com

RESUMO

Este trabalho objetiva demostrar a viabilidade técnica de estimação do Índice de Bulbo Úmido Termômetro de Globo (IBUTG) para ambiente externo por meio de dados medidos em estações meteorológicas convencionais, a partir da utilização de Redes Neurais Artificiais (RNA). Para tanto, procedeu-se a instalação de termômetros de bulbo úmido natural e de globo em uma estação meteorológica convencional, com a finalidade de calcular o IBUTG sincronamente com as variáveis de temperatura, umidade e velocidade do ar, bem como radiação solar direta e pressão atmosférica. O treinamento da RNA foi conduzido com a utilização de 81 dias de medições. Algumas configurações da RNA foram modificadas com o intuito de encontrar a de melhor desempenho para a rede. Para o teste de validação do treinamento, selecionou-se um dia de céu aberto, com condições sinópticas que impõem elevado estresse ao calor. O IBUTG estimado pelo RNA acompanhou o ciclo diário do IBUTG medido, com erro médio quadrático diário de 0,3060℃, correspondendo a um erro percentual de apenas 1%. Comprovou-se a viabilidade técnica de estimar o IBUTG com adequada precisão a partir de dados meteorológicos, o que permite que a técnica de RNA possa ser utilizada como estratégia orientativa de gerenciamento do risco ocupacional.

Palavras-chave: *Gerenciamento de risco. Riscos ocupacionais. Estresse ao calor. Risco físico*

ABSTRACT

This work aims to demonstrate the technical feasibility of estimating the wet-bulb globe temperature (WBGT) for the external environment through data measured in conventional meteorological stations using Artificial Neural Networks (ANN). To this end, it was installed a natural wet bulb and globe thermometers in a conventional meteorological station with the purpose of calculating the IBUTG synchronously with the variables of temperature, humidity and air speed, as well as direct solar radiation and atmospheric pressure. ANN training was conducted using 81 days of measurements. Some RNA configurations have been modified in order to find the one with the best performance for the network. For the training validation test, a day with clear sky conditions was selected, with synoptic conditions that impose high heat stress. The WBGT estimated by the ANN followed the daily cycle of the measured IBUTG, with an average daily square error of 0.3060℃, which corresponds to a percentage error of only 1%. The technical feasibility of estimating WBGT with adequate precision from meteorological data is proven, which allows the ANN technique to be used as an occupational risk management strategy.

Keywords*:Risk management. Occupational risks. Heat stress. Physical risk. Cidades inteligentes*

[1] CALLEJAS, Ivan Julio Apolonio; BIANCHI, Ermete Cauduro. Utilização de Redes Neurais Artificiais para estimação do Índice De Bulbo Úmido Termômetro De Globo (IBUTG). In: ENCONTRO NACIONAL DE TECNOLOGIA DO AMBIENTE CONSTRUÍDO, 18., 2020, Porto Alegre. **Anais**... Porto Alegre: ANTAC, 2020.

1 INTRODUÇÃO

As atividades laborais desenvolvidas pelos agricultores, garis, carteiros, operários da construção civil, dentre outros, em condição de céu aberto, em climas tropicais, em decorrência da radiação solar direta, estão sujeitas a elevado nível de estresse térmico ao calor. Como consequência, os trabalhadores ficam sujeitos a insolação e a irradiação de ondas longas emitidas pelas superfícies, afetando seu desempenho e produtividade, bem como propensos a sofrer danos à sua saúde (BORGES, CALLEJAS E DURANTE, 2019). Assim, com a finalidade de garantir que o trabalho seja executado de forma segura e sadia, a Norma Regulamentadora N°.15 (BRASIL, 1978) estabelece que o Índice de Bulbo Úmido Termômetro de Globo (IBUTG) seja utilizado para avaliar a exposição ao calor em ambientes internos ou externos (sujeitos a carga solar). A N°.15 indica a necessidade da realização da medição do referido índice nos locais de trabalho, por meio de equipamentos específicos para medição das temperaturas de bulbo seco (Tbs), de bulbo úmido natural (Tbn) e de globo (Tg). Entretanto, a avaliação da exposição ocupacional em ambientes a céu aberto por parte das empresas não é muito usual, uma vez que tais instrumentos não são de uso corrente, além de muitas vezes serem inviáveis, uma vez que determinadas atividades como as de garis e carteiros são executadas em locais não fixos, dificultando sua avaliação (CALLEJAS, 2012).

Uma estratégia para se mensurar as condições físicas do ambiente laboral é por meio da utilização de estações meteorológicas, uma vez que elas fornecem informações do tempo atmosférico como pressão atmosférica, temperatura e umidade relativa do ar, precipitação, radiação solar, direção e velocidade do vento, entre outros. No entanto, apesar de subsidiarem uma análise preliminar do risco ocupacional a partir da temperatura (bulbo seco) e umidade do ar, estes parâmetros meteorológicos não são capazes de fornecer um indicador do nível de estresse térmico aos quais os trabalhadores estão expostos, pois não dispõem de sensores de temperatura de bulbo úmido natural e temperatura de globo.

Estudos têm indicado a possibilidade de derivar o IBUTG a partir de dados disponíveis nas estações meteorológicas (MAIA, RUAS e BITENCOURT, 2015; ROSCANI et al., 2017). Com esta finalidade, são utilizados cálculos psicrométricos para estimativa da Tbn e algoritmos para a derivação da Tg, a qual é obtida a partir do equilíbrio do globo com o ambiente, sendo esta fortemente influenciada pelas condições de céu, uma vez que afeta a radiação direta e difusa. Trata-se de um processo que envolve cálculos matemáticos e simplificações para que possa derivar o referido índice. Outra alternativa se dá por meio da utilização de técnicas de estimação, visando derivar um modelo matemático que represente o fenômeno pesquisado. Um modelo matemático de um sistema real é um análogo matemático que representa algumas das características observadas no sistema (AGUIRE, 2007). Desta forma, a identificação de um sistema tem como objetivo propor um modelo matemático que melhor represente a relação entre dados amostrados do sinal de entrada e do sinal de saída. Existem várias técnicas que podem ser utilizadas para a estimação de um modelo, e, dependendo da sua complexidade, pode-se utilizar a de regressão polinomial, regressão linear múltipla, analítica e modelo de um diodo, entre outros (MELLIT et al., 2013).

Este trabalho foca no uso da técnica de Redes Neurais Artificiais (RNA), um tipo de inteligência artificial utilizada para realização de certos processos, como reconhecimento de padrões e estimação. São estruturas baseadas nos neurônios humanos, que, conforme vão sendo treinados pelo ambiente, vão aprendendo como as conexões funcionam, dando mais importância para algumas do que

outras (HAYKIN, 2001). Ou seja, vão aprendendo a reagir de acordo com cada situação. Nessa técnica existem as variáveis de entrada que representam o ambiente e as variáveis de saída, que são o comportamento e/ou reações conforme o ambiente.

Assim, objetiva-se demostrar a viabilidade técnica de estimação do Índice de Bulbo Úmido Termômetro de Globo (IBUTG) para ambiente externo com carga solar por meio de dados medidos em estações meteorológicas convencionais com a utilização de Redes Neurais Artificiais. Busca-se identificar uma alternativa para o gerenciamento do risco ocupacional do estresse térmico ao calor nas cidades, uma vez que os dados de tempo atmosférico coletados em tempo real podem auxiliar a adoção de medidas de controle por parte dos empregadores.

2 MATERIAIS E MÉTODO

2.1 Materiais

Nas medições das variáveis climáticas foram utilizados os seguintes sensores da Marca OnsetComp: a) termo-higrômetro, Modelo S-THB, para avaliação da temperatura e umidade do ar; b) piranômetro, Modelo S-LIB, para a avaliação da radiação solar global incidente; c) anemômetros de conchas, Modelo S-WSA (velocidade) e S-WCA (velocidade e direção); d) temperatura de globo, construído a partir de um termômetro de bulbo seco, modelo S-TMB M006, no qual o sensor foi inserido no interior de esfera plástica de cor preta com diâmetro de 6,3 cm; d) temperatura de bulbo úmido, construído a partir de um termômetro de bulbo seco, modelo S-TMB M006, no qual o sensor foi encoberto por uma malha porosa parcialmente mergulhada em um recipiente com água destilada para que o bulbo do termômetro permanecesse permanentemente umedecido. A Figura 1a ilustra a estação meteorológica, com os sensores utilizados para a determinação do IBUTG.

Os dados produzidos pelos sinais e/ou pulsos elétricos dos sensores dos equipamentos meteorológicos foram processados e armazenados por Datalloger, Marca OnsetComp, em intervalos de 10s, com médias a cada 5 minutos. Assim, tanto no procedimento de treinamento quanto nas estimativas pelo método das redes neurais foram conduzidas com as variáveis para essa taxa de amostragem. Todos os sensores atendem a recomendação da ISO 7726 (ISO, 1998) e foram calibrados em laboratório antes da realização do experimento com o equipamento confeccionado pela empresa Instruterm, modelo TGD 400 (Figura 1b).

Figura 1 – (a) sensores instalados para a derivação do IBUTG e (b) calibração



(a) (b)

Fonte: Os autores

2.2 Métodos

2.2.1 Cálculo do IBUTG

Conforme estabelecido na NR 15 (Brasil, 1978), o Índice de Bulbo Úmido Termômetro de Globo IBUTG é utilizado para avaliar a exposição ao calor em ambientes internos ou externos. O cálculo do IBUTG é definido pelas seguintes Equações 1 e 2:

a) Para ambientes internos ou externos sem carga solar

$$IBUTG = 0{,}7.tbn + 0{,}3.tg \quad (1)$$

b) Para ambientes externos com carga solar

$$IBUTG = 0{,}7.tbn + 0{,}1.tbs + 0{,}2.tg \quad (2)$$

em que tbn é a temperatura de bulbo úmido natural; tg a temperatura de globo; e, tbs a temperatura de bulbo seco. Os dados da estação foram trabalhados em planilha eletrônica. Para o período diurno, com presença de radiação solar, utilizou-se o Equação 2 para a estimativa do IBUTG, e no noturno, a Equação 1.

2.2.2 Estimação por meio da aplicação da rede neural

A estimação foi conduzida por meio do software MATLAB (MATHWORKS, 2020), utilizando a *toolbox* de redes neurais (nntool). As RNA podem aprender o ambiente e posteriormente gerar uma resposta/atitude para o ambiente. A realização da estimação é feita em dois passos. O primeiro consiste no treinamento da rede neural e o segundo na simulação da rede neural realizando a estimação (Figura 2).

Figura 2 – Fluxograma das etapas de estimação



Fonte: Os autores

As variáveis utilizadas no programa foram seis: cinco relacionadas ao ambiente (pressão atmosférica, temperatura e umidade relativa do ar, velocidade do vento e radiação solar direta) e uma relacionada à variável alvo, no caso o IBUTG medido. Essa etapa foi utilizada para fazer o treinamento da rede neural. Treinada a rede, passa-se para a fase de validação, onde se utiliza novo grupo de dados de variáveis (distinto do treinamento – amostra independente) para que seja feita a estimação da variável de saída (IBUTG estimado), e posterior comparação com os dados do IBUTG medidos, visando validar o desempenho da RNA.

Para criar a rede neural dentro da *Toolbox* do software MATLAB, torna-se necessário a escolha de alguns parâmetros para configurar a rede neural. Há uma série de estruturas para configurar as redes neurais: funções de treinamento, de aprendizagem adaptativa e de desempenho. Neste estudo, as configurações adotadas para o treinamento da rede neural foram similares às utilizadas por Bianchi (2018) que utilizou a técnica para estimar a geração de energia fotovoltaica a partir de dados meteorológicos, obtendo excelente desempenho com tal configuração. Nesse sentido, utilizou-se para a rede a estrutura *feed-foward backpropagation* com algoritmo de aprendizagem *Levenberg Marquardt*, denominado TRAINLM no MATLAB. Tanto a camada oculta quando a de saída utilizaram a função de transferência *tansig*. A Tabela 1 apresenta a configuração utilizada na rede para fazer a estimação do IBUTG.

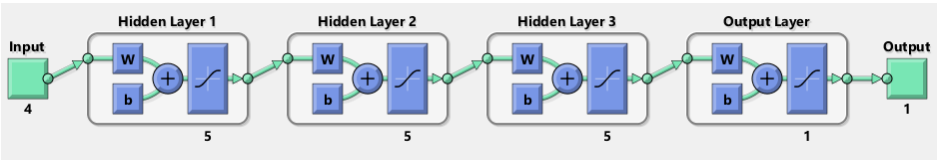
Tabela 1 - Configurações da rede neural artificial utilizada.

Estrutura	**Backpropagation**
Algoritmo de aprendizagem	*Levenberg-Marquardt*
Número de variáveis de entrada (VE)	Variável
Número de camadas ocultas (C)	Variável
Número de neurônios em cada camada oculta (N)	Variável
Função de ativação das camadas ocultas	*Tansig*
Função de ativação da camada de saída	*Tansig*
Número de variáveis na camada de saída (S)	1

Fonte: Os autores

Com intuito de encontrar o modelo que melhor representasse a estimativa do IBUTG (camada de saída), inicialmente testou-se todas as variáveis medidas na estação meteorológica (pressão atmosférica, temperatura e umidade do ar, velocidade do vento e radiação solar direta). Posteriormente, excluiu-se a variável pressão atmosférica, uma vez que ela em pouco influencia com o índice estimado. Há várias possibilidades de configuração do número de camadas ocultas (C) e número de neurônios em cada camada oculta (N). Nesta pesquisa, trabalhou-se com o número de camadas ocultas variando 1 a 4, uma vez que números maiores conduziram a redução no desempenho da estimativa da variável de saída (IBUTG), além de maior tempo de processamento para o treinamento da rede neural. O mesmo ocorreu para o número de neurônios em cada camada oculta, que foi variado de 5 em 5, até 10, com valores maiores não aperfeiçoando o desempenho da rede. A Figura 3 ilustra a representação da rede neural utilizada para o modelo que obteve melhor desempenho de estimativa: a entrada com quatro variáveis (temperatura e umidade do ar, velocidade do vento e radiação solar) (VE=4), três camadas ocultas (C=3), cada uma com cinco neurônios (N=5) e uma camada de saída (S=1, estimativa do IBUTG).

Figura 3 – configuração da rede neural para o modelo que forneceu melhor desempenho para a estimativa do IBUTG.



Fonte: Software MATLAB

2.2.3 Teste para validação do treinamento

Para verificar o treinamento realizado pelas redes neurais, selecionou-se um dia para teste, com o intuito de verificar a qualidade da estimação na condição de tempo atmosférico em dia com céu aberto, com elevada exposição ocupacional ao calor, uma vez que as condições sinópticas são caracterizadas por níveis elevados de radiação solar e com ausência de nuvens.

Para a utilização no treinamento da rede neural foram utilizados 81 dias de medição, de outubro de 2017 a março de 2018. Dados identificados com algum tipo de anomalia foram suprimidos da amostra de treinamento. A etapa de teste da RNA foi conduzida para o dia típico acima descrito, não sendo este utilizado no treinamento da rede (amostra independente).

2.2.4 Validação da Estimação

Para comparar o valor estimado pelo uso da técnica das redes neurais com o IBUTG medido, utilizou-se dois indicadores estatísticos: o coeficiente de correlação (r) e a raiz do erro médio quadrático (RMSE). O primeiro demonstra o grau de correlação entre duas variáveis quantitativas, enquanto o segundo representa o desvio padrão dos erros, ou seja, um valor que representa a diferença entre os valores estimados e os valores medidos de IBUTG. Na validação foi feita a correlação entre os valores calculados de IBUTG e os valores estimados pela rede neural, além de calcular o erro entre eles.

3. RESULTADOS

Na Tabela 2 são apresentadas as configurações e os modelos de redes neurais testados na pesquisa para o dia típico em condição de céu aberto. Em termos de desempenho, nota-se nas simulações que os coeficientes de correlação foram elevados (superiores a 0,8385), com erros médios quadráticos abaixo de 0,6°C de IBUTG, exceção ocorrendo em duas configurações, uma com cinco e outra com quatro variáveis de entrada, e ambas com três camadas ocultas e dez neurônios, onde o erro ultrapassou 0,80°C de IBUTG (ver linhas em bordo e vermelho).

Tabela 2 – Configuração e desempenho dos modelos de redes neurais testados

Configuração Rede Neural				**Coeficiente de correlação (r)**	**Erro médio Quadrático**
VE	C	N	S	Dia Típico	RMSE
5	1	10	1	0,9932	0,4528
5	2	10	1	0,9929	0,4651
5	**3**	**10**	**1**	**0,9744**	**0,8456**
5	**4**	**10**	**1**	**0,9965**	**0,3309**
5	1	5	1	0,9865	0,8021
5	2	5	1	0,9959	0,3421
5	3	5	1	0,9950	0,3583
5	4	5	1	0,9920	0,5275
4	1	10	1	0,9928	0,3926
4	2	10	1	0,9932	0,3910
4	**3**	**10**	**1**	**0,8385**	**1,8800**
4	4	10	1	0,9926	0,4971
4	1	5	1	0,9894	0,5462
4	2	5	1	0,9954	0,3406
4	**3**	**5**	**1**	**0,9960**	**0,3060**
4	4	5	1	0,9898	0,4869

Fonte: Os autores

As configurações de rede com dez neurônios, tanto com cinco, quanto com quatro variáveis de entrada, conduziram a coeficientes de correlação médios inferiores as redes com cinco neurônios, além de apresentarem erros médios quadráticos superiores. A redução do número de neurônios para cinco proporcionou elevação no coeficiente de correlação e diminuição do erro médio quadrático nas simulações das RNA. Por sua vez, a configuração com quatro variáveis de entrada foi aquela que, em média, proporcionou melhor desempenho em termos de erro médio quadrático. Porém, com ela foi encontrado o pior desempenho nas redes simuladas (ver linha em vermelho).

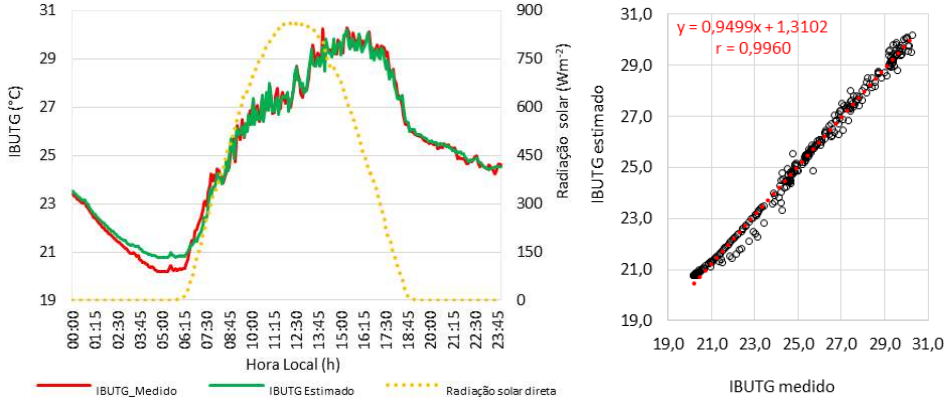
O melhor desempenho em relação ao coeficiente de correção foi encontrado na configuração VE=5 (que inclui a pressão atmosférica), C=4 e N=10 (ver linha em

azul). Já o melhor desempenho em termos de erro médio quadrático foi alcançado com VE=4 (sem pressão atmosférica), C=3 e N=5 (ver linha em verde). Com essa configuração, o erro médio cometido na estimação do IBUTG em relação ao medido se reduziu para 0,3060°C. Nota-se, porém, que para essa condição, o "r" é inferior ao obtido no melhor desempenho em relação ao coeficiente de correlação (ver linha destacada em azul).

Em virtude de seu desempenho, apresenta-se o comportamento da estimativa do IBUTG para a configuração de rede neural com menor erro médio quadrático (Figura 4a). É possível observar que o IBUTG estimado pelo RNA acompanha o ciclo diário do IBUTG medido com adequada precisão. Nota-se que durante o período noturno (das 19 às 24h) há uma tendência dos valores de IBUTG estimados ficarem sobrestimado com erro médio de -0,20°C (erro médio percentual de 1,63%), porém, durante a madrugada (0 às 6h) o valor eleva-se para -0,34°C (erro médio percentual de 0,41%). No diurno (7 às 17h), não se observa um comportamento padrão, ora as RNA sobrestimando ora subestimando os valores de IBUTG, com erro médio de 0,25°C (erro médio percentual de 0,93%), superior ao noturno, porém, inferior ao de madrugada. É importante destacar que a respostas dos sensores de bulbo seco e de umidade relativa do ar captam as variações ambientais de forma diferenciada daquelas observadas nos termômetros de globo e de bulbo úmido, uma vez que estes expressam o efeito combinado das variáveis físicas do ambiente. O termômetro de bulbo úmido natural responde à evaporação que ocorre no ambiente, sendo influenciado pelas condições de temperatura e umidade do ar, bem como pela presença ou ausência de ventilação. Já a temperatura de globo representa o efeito combinado do calor radiante/ radiação solar, da velocidade e temperatura do ar do ambiente onde esse termômetro esteja instalado (CALLEJAS, 2012). Por sua vez, a umidade relativa estimada por meio de um higrômetro utilizado na pesquisa decorre da utilização de um sensor capacitivo, enquanto o de bulbo úmido, por meio de sensor digital embebido em um cordão de pano úmido. Estes termômetros apresentam tempo de resposta diferente às variações ambientais, o que pode justificar as diferenças encontradas.

Mesmo com as diferenças apontadas, o erro médio quadrático diário foi de 0,3060°C, sendo encontrada forte correlação entre os dados medidos e estimados (r=0,9960) (Figura 4b). Como o erro médio percentual é baixo, de apenas 1%, aponta-se para a viabilidade técnica de se utilizar as RNA como um método adequado para estimativa do estresse térmico ao calor para ambientes a céu aberto por meio dos dados usualmente coletados em estações meteorológicas.

Figura 4 – (a) Ciclo diário do IBUTG e (b) correlação entre os dados medidos e estimados para o Dia Típico 1.



(a) (b)

4 CONCLUSÕES

Com a finalidade de verificar a viabilidade técnica de se utilizar a técnica de redes neurais para avaliar o nível exposição ao calor de trabalhadores que desempenham suas atividades a céu aberto, as medições meteorológicas foram conduzidas de forma síncrona com as variáveis físicas ambientais de temperatura de bulbo úmido e temperatura de globo.

Demonstrou-se a viabilidade técnica de estimar o IBUTG com adequada precisão a partir de dados meteorológicos sem a utilização dos termômetros especificados na norma regulamentadora. No entanto, torna-se necessário realizar avalições do comportamento das estimativas em outras condições de tempo atmosférico. Destaca-se que as estações têm um *footprint* de abrangência e que as estimativas não podem ser usadas com fins de caracterizar a exposição ocupacional ao calor, visto que a NR 15 estabelece procedimento específico por meio de laudo técnico.

Confirmada a viabilidade de estimação do IBUTG a partir de uma estação convencional, as redes neurais artificiais podem ser utilizadas para o monitoramento da exposição ocupacional a céu aberto nas cidades, servindo como uma estratégia orientativa de gerenciamento dos riscos ao quais os trabalhadores estão expostos, uma vez que alertas poderão ser emitidos aos empregadores, de forma que medidas de controle possam ser tomadas em tempo real para resguardar eventuais riscos à saúde e segurança dos trabalhadores.

REFERÊNCIAS

AGUIRE, L. A**. Introdução à identificação de sistemas: técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais**. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2007. 728 p.

BRASIL. Ministério do Trabalho e Emprego. Portaria n° 3214 de 8 de junho de 1978: Normas Regulamentadoras relativas à segurança e medicina do trabalho. **NR 15 – Atividades e operações insalubres**, 1978.

BIANCHI, E. C. **Estimativa da energia elétrica gerada por um sistema fotovoltaico utilizando Redes Neurais Artificiais.** Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Mato Grosso, Faculdade de Arquitetura, Engenharia e Tecnologia. Cuiabá, p. 126. 2018.

BORGES, V. C. A. LEÃO, CALLEJAS, I. J. A.; DURANTE, L. C. Thermal sensation in outdoor urban spaces: a study in a Tropical Savannah climate, Brazil. **Int J Biometeorol**, 64, p.533–545, 2020.

CALLEJAS, I. J. A. **Mapeamento do índice de bulbo úmido termômetro de globo (IBUTG) em região de clima tropical continental**. Cuiabá-MT, 2012. 40 f. Monografia (Especialização) – Faculdade de Arquitetura, Engenharia e Tecnologia, Universidade Federal de Mato Grosso.

HAYKIN, S**. Redes neurais: princípios e práticas**. Tradução de Paulo Mantins Engel. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. ISO 7726. **Ergonomics of the thermal environments: Instruments and methods for measuring physical quantities**. International Standards Organization, Genebra, 1998.

MAIA, P.A., RUAS, A. C., BITENCOURT, D. P. Wet-bulb globe temperature index estimation using meteorological data from São Paulo State,Brazil. **Int J Biometeorol**,v.59, p.1395-403,2015.

MATHWORKS. **MATLAB**. Disponível em: <https://www.mathworks.com/products/matlab.html>. Acesso em: 10 mai. 2020.

MELLIT, A; SAĞLAM, S; KALOGIROU, S. A. Artificial neural network-based model for estimating the produced power of a photovoltaic module. **Renewable Energy**, 60, 71–78. 2013.

ROSCANI, R. C.; BITENCOURT, D. P.; MAIA, P. A.; RUAS, A. C. Risco de exposição à sobrecarga térmica para trabalhadores da cultura de cana-de-açúcar no Estado de São Paulo, Brasil. **Cad. Saúde Pública**, , v.33, n.3, e00211415, 2017.