USO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA ESTIMAÇÃO DO VOTO DE PERCEPÇÃO TÉRMICA A CÉU ABERTO EM CLIMA TROPICAL DE SAVANA

Thomas K. Onuma (1); Ivan Julio Apolonio Callejas (2); Luciane Cleonice Durante (3)
(1) Discente de Engenharia Civil, thomas.onuma@gmail.com, Universidade Federal de Mato Grosso, Av. Fernando Corrêa da Costa, 2367. Boa Esperança, Cuiabá/MT, (31) 99788-4885
(2) Doutor. Engenheiro Civil, ivancallejas1973@gmail.com, Universidade Federal de Mato Grosso, Av. Fernando Corrêa da Costa, 2367. Boa Esperança, Cuiabá-MT, 78060-900, (65)3615-8774
(3) Doutora. Engenheira Civil, luciane.durante@ufmt.br, Universidade Federal de Mato Grosso, Av. Fernando Corrêa da Costa, 2367. Boa Esperança, Cuiabá-MT, 78060-900, (65)3615-8774

RESUMO
O conhecimento da percepção térmica em ambientes a céu aberto exige a aplicação de entrevistas em campo. Essas campanhas são demoradas e apresentam alto custo de execução, uma vez que é necessário coletar dados em vários períodos do ano e realizar grande quantidade de entrevistas para caracterizar a adaptação térmica dos indivíduos. Com vistas a otimizar essa etapa, vislumbra-se a aplicação da técnica de Redes Neurais Artificiais (RNA), que possibilita a integração de dados e a criação de modelos capazes de prever comportamentos humanos em resposta às características do ambiente. Este estudo tem por objetivo avaliar a precisão da aplicação de RNA na estimação da percepção térmica declarada para ambientes a céu aberto em região de clima tropical de savana. A metodologia se utiliza de banco de dados secundário de percepção declarada por entrevistados, obtida simultaneamente às variáveis meteorológicas. A RNA foi desenvolvida utilizando o aplicativo MATLAB, com configurações específicas para a estrutura e algoritmo de aprendizado. As estimações com a rede neural modelada envolveram a utilização de nove combinações diferentes de variáveis de entrada para o aprendizado, visando a determinação da melhor precisão com o banco de dados disponível. Os melhores resultados se apresentam quando a rede é treinada utilizando como *inputs* as variáveis antropométricas, individuais, meteorológicas e o local de coleta de dados, obtendo-se raiz quadrática média dos erros de 0,115 e coeficiente de correlação de 0,783. Constatou-se, também, que o gênero foi a variável de entrada que menos afetou a precisão da rede quando foi excluída do treinamento.

Palavras-chave: Inteligência artificial. Conforto térmico. Voto de sensação térmica.

ABSTRACT
The thermal perception knowledge in open-air environments requires the application of field interviews. These campaigns are time-consuming and have a high execution cost since it is necessary to collect data at different times of the year and carry out a large number of interviews to characterize the individuals' thermal adaptation. To optimize this stage, the application of the Artificial Neural Networks (ANN) technique is envisaged, which enables the data integration and the models creation which are capable of predicting human behavior in response to environmental characteristics. This study aims to evaluate the accuracy of ANN application in estimating declared thermal perception for open-air environments located in a tropical savanna climate region. The methodology uses a secondary database of thermal perceptions declared by local respondents, obtained simultaneously with meteorological variables. The ANN was developed using the MATLAB application, with structure and learning algorithm-specific configurations. Estimations with the modeled neural network involved nine different combinations of input variables for learning, focusing on determining the best accuracy with the available database. The best results are shown when the network is trained using anthropometric, individual, and meteorological variables and the data collection location as inputs, obtaining root mean square errors of 0.115 and a correlation coefficient of 0.783. We also found that gender was the input variable that least affected the accuracy of the network when it was excluded from training.

Keywords: Artificial intelligence. Thermal comfort. Thermal Sensation vote.

1. INTRODUÇÃO

A percepção térmica é composta por duas dimensões semânticas distintas: a sensação e o conforto. Enquanto a primeira é considerada mais objetiva, uma vez que pode ser numericamente representada e depende das variáveis meteorológicas e pessoais, a segunda é um componente subjetivo, que leva em consideração fatores individuais (VELLEI *et al.,* 2021). De acordo com a ASHRAE (2010), o conforto térmico é definido como a condição mental de um indivíduo que expressa satisfação com o ambiente térmico. Essa definição enfatiza a natureza subjetiva da percepção, sugerindo que a forma como um ambiente é percebido pelos indivíduos é influenciada por fatores que afetam a experiência térmica de curto e longo prazo.

Para entender como o ambiente é internalizado pelos ocupantes, Keeling, Roesch e Clements-Croome (2016) dividiram a experiência térmica em três dimensões. A primeira se relaciona ao ambiente físico, envolvendo as características do meio, como temperatura do ar, umidade do ar, velocidade do ar, temperatura radiante, metabolismo e vestimenta. A segunda está relacionada à sensação térmica propriamente dita, frequentemente avaliada por meio de uma escala. A terceira se refere a avaliação subjetiva do ambiente térmico, que leva em consideração expectativas e preferências térmicas. Nesse contexto, fatores subjetivos interferem nas respostas de percepção térmica mesmo que as pessoas experimentem situações térmicas semelhantes.

Uma das estratégias para avaliar a percepção térmica se dá por meio de aplicação de questionários de conforto térmico, visando a coleta de dados antropométricos e do voto declarado dos indivíduos, simultaneamente à medição das variáveis ambientais, por meio de estações meteorológicas. Essas campanhas, sejam elas a céu aberto ou em ambientes internos das edificações, são demoradas e apresentam alto custo de execução, uma vez que é necessário coletar dados em vários períodos das estações do ano e realizar grande quantidade de entrevistas para caracterizar a adaptação térmica dos indivíduos de uma determinada zona climática. Além disso, um grande desafio enfrentado nas campanhas de conforto é sensibilizar as pessoas a participarem das entrevistas. Esses fatores apontam para a necessidade de desenvolvimento de métodos alternativos para a avaliação da percepção térmica.

Pesquisas recentes têm investigado a possibilidade de avaliar a percepção térmica por meio da integração dos dados coletados em campo (meteorológicas, individuais e antropométricas) com o uso de Redes Neurais Artificiais (RNA) (LIU; LIAN; ZHAO, 2007; VON GRABE, 2016; CHAN; CHAU, 2019; SHAH; PANDIT; GAUR, 2022). As RNA são ferramentas que têm a capacidade de estabelecer inter-relações não lineares entre variáveis complexas, a fim de fornecer respostas mais precisas em relação ao comportamento e/ou reações a determinadas características do ambiente. Nesse sentido, a integração de dados coletados nas entrevistas com o uso de RNA possibilita a criação de modelos preditivos que podem ser úteis na avaliação da percepção térmica de forma eficiente, uma vez que essa abordagem tem a capacidade de considerar a relação entre as várias variáveis envolvidas na experiência térmica.

Dessa forma, o presente trabalho concentrou-se na aplicação de Redes Neurais Artificiais (RNA), que representam uma estrutura computacional inspirada na complexa rede de neurônios do cérebro humano. Por meio de um processo de treinamento, as RNA são capazes de aprender a responder a diferentes estímulos ambientais, dando maior importância a algumas variáveis do que outras (HAYKIN, 2001). Isso significa que, à medida que as RNA são expostas a novos dados, elas podem aprender a reconhecer padrões e a fazer previsões precisas com base em variáveis de entrada, como dados ambientais, e em variáveis de saída, como comportamentos e reações (CALLEJAS; BIANCHI, 2020).

2. OBJETIVO

O objetivo é avaliar a precisão da aplicação da técnica de Redes Neurais Artificiais na estimação da percepção térmica declarada a céu aberto em região de clima tropical de savana.

3. MATERIAIS E MÉTODO

3.1. Local e dados secundários do estudo

Este estudo desenvolve-se a partir de dados secundários de Borges et al. (2020), que calibrou o Índice Térmico Climático Universal (ITCU) para a região de clima tropical continental, considerando a cidade de Cuiabá, situada na região Centro-Sul mato-grossense, nas coordenadas geográficas 15˚35’56’’S e 56˚06’01’’W (Figura 1). O município possui área de 5.077,181km² e população de 623.614 habitantes (IBGE, 2021).

Cuiabá possui clima tropical de savana, caracterizado por temperaturas e índice pluviométrico elevados. Com valores de temperatura média mensal ultrapassando 26°C na maior parte do ano, sua temperatura frequentemente ultrapassa os 40°C, durante os meses de setembro e outubro. As chuvas

concentram-se entre os meses de setembro e maio, sendo janeiro o mês que apresenta as maiores médias pluviométricas. Já entre junho e setembro, o período mais seco do ano, a umidade relativa é próxima de 55%, podendo atingir 15% em casos extremos (INPE, s/d).

Os locais selecionados para a realização das campanhas de Borges et al. (2020) se localizavam em três regiões distintas da cidade de Cuiabá-MT (Figura 2). A escolha dos dias e horários do ano para a realização das entrevistas levou em consideração a abrangência das três estações típicas observadas na região (quente-úmida, transição e quente-seca), entre março de 2016 e março de 2017.

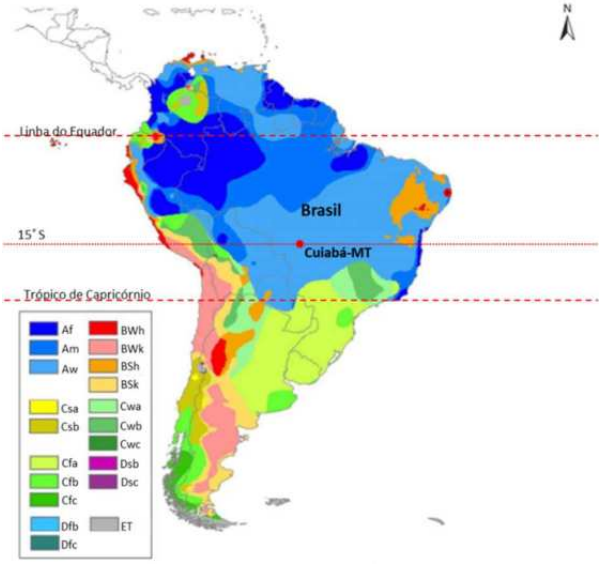


Figura 1 - Localização de Cuiabá no Estado de Mato Grosso e na América Latina
Fonte: Adaptado de Peel, Finlayson e McMahon (2007)

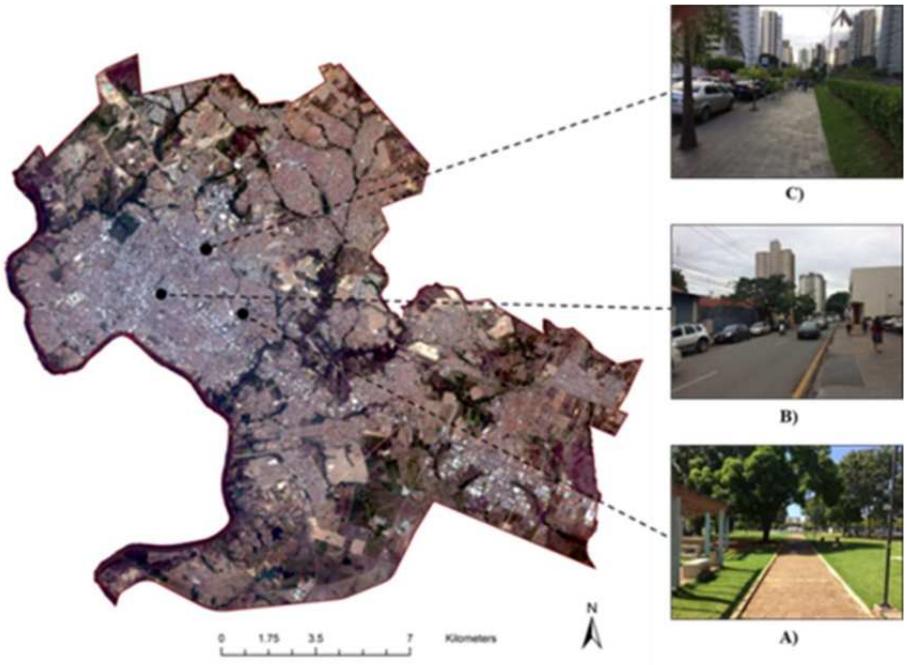


Figura 2 - Localização e entorno dos locais das entrevistas: A) praça no campus da UFMT; B) centro da cidade; C) avenida comercial
Fonte: Adaptado de Borges et al. (2020)

As variáveis ambientais foram medidas por estações meteorológicas instaladas nos locais de realização de entrevistas. Para fins de estudo de conforto térmico, foi adicionado à estação um sensor termômetro de globo para derivação da temperatura média radiante. As variáveis individuais e antropométricas foram obtidas por meio de questionários realizados com transeuntes. Adicionalmente, o questionário continha, além de um campo específico para indicação do local da entrevista, questões relacionadas ao estado de humor e uso de ar-condicionado (residência e/ou local de trabalho). Para que o questionário fosse considerado válido, o entrevistado deveria residir em Cuiabá há pelo menos seis meses, estar caminhando há pelo menos 15 minutos, não apresentar sintomas de qualquer enfermidade e não responder às questões de forma ambígua

(BORGES et al., 2020). No total foram realizados 722 questionários, em que 685 foram considerados válidos. Uma síntese dos dados meteorológicos, antropométricos e individuais constam das Tabelas 1 a 3.

Tabela 1 – Temperatura do ar (Ta), umidade relativa (UR), velocidade do ar (va) e temperatura radiante (Trmt) coletadas nas diferentes estações.

Estação	Estatística	Temperatura do ar (°C)	Umidade relativa do ar (%)	Velocidade do ar (m/s)	Temperatura radiante (°C)
Verão (quente e úmido)	Média	31,8	64,3	0,3	37,7
	Máximo	37,5	74,5	2,3	61,4
	Mínimo	29,1	47,6	0,0	29,0
Primavera (transição)	Média	28,2	64,9	0,2	38,9
	Máximo	37,2	82,8	2,0	62,3
	Mínimo	17,5	44,2	0,0	21,3
Inverno (quente e seco)	Média	19,1	70,9	0,3	19,8
	Máximo	24,0	88,4	1,5	28,1
	Mínimo	13,9	41,7	0,0	13,4

Fonte: Borges et. al. (2020).

Tabela 2 - Dados antropométricos coletados nas campanhas.

	Categorias	Número de respondestes	Frequência (%)
Gênero	Masculino	311	45.4%
	Feminino	374	54.6%
idade	Até 25 anos (jovem)	216	31.5%
	Entre 25 e 64 anos (adulto)	418	61.1%
	Acima de 64 anos (velho)	51	7.4%
Índice de Massa corpórea (IMC, peso/altura²)	Magro	30	4.4%
	Saudável	330	48.2%
	Sobrepeso	214	31.2%
	Obeso	111	16.2%

Fonte: Borges et al. (2020).

Tabela 3 – Dados individuais por gênero.

Categorias	Feminino					Masculino				
	Idade (anos)	Peso (kg)	altura (m)	IMC (kg/m²)	Isolamento (clo)	Idade (anos)	Peso (kg)	altura (m)	IMC (kg/m²)	Isolamento (clo)
Média	38,5	65,9	1,61	25,5	0,50	36,6	75,5	1,73	25,3	0,45
Mediana	38,0	65,0	1,6	24,9	0,47	36,0	74,0	1,73	24,7	0,47
Máximo	82	105	1,83	44,0	1,47	86	122	1,94	43,3	1,09
Mínimo	7	28	1,15	14,0	0,22	10	34	1,3	15,6	0,12
Desvio padrão	16,0	12,9	0,1	5,2	0,20	17,7	14,6	0,1	4,5	0,15

Fonte: Borges et al. (2020).

3.2. Estimação do voto de percepção térmica por Redes Neurais

Para realizar a estimação do voto de percepção térmica, utilizou-se o *software* MATLAB (MATHWORKS, 2022), por meio de sua ferramenta de redes neurais (nntool - neural network tool). Na modelagem da estrutura básica da rede neural no MATLAB é necessário definir alguns parâmetros, como o algoritmo de aprendizado, número de camadas ocultas e número de neurônios em cada camada.

Como existem vários parâmetros a serem definidos para a aplicação das RNAs, incluindo o número de camadas ocultas e o número de neurônios em cada camada, a configuração da rede idealizada nessa pesquisa considerou informações sobre estes parâmetros coletadas na literatura. De acordo com Deng e Chen (2018), Shah, Pandit e Gaur (2022) e Chan e Chau (2019), os melhores desempenhos nos treinamentos das redes são

alcançados quando o número de camadas ocultas é variado entre 1 e 5, ao mesmo tempo em o número de neurônios em cada camada oculta seja incremento de 2 em 2, limitando-se a um máximo de 10.

As variáveis de entrada consideradas durante a etapa de treinamento da rede foram as derivadas dos dados coletados durante as entrevistas, ou seja, os meteorológicos, os pessoais (individuais) e os antropométricos. As primeiras se referem às condições de tempo atmosférico captadas nos ambientes a céu aberto durante a realização das entrevistas (temperatura do ar, umidade relativa, velocidade do ar e temperatura de globo). As segundas se relacionam ao gênero, a idade e ao tipo de vestimenta utilizada pela pessoa entrevistada, enquanto as terceiras se referem ao peso e estatura do entrevistado, com vistas a derivar o índice de massa corpórea (IMC). A variável de saída (resposta) é a percepção térmica declarada pelos entrevistados. Em Borges et al. (2020), a aferição dessa variável subjetiva foi feita por meio do uso da escala de sete pontos apresentada na ISO 10551 (ISO, 2019), que avalia a percepção térmica por meio de sete graus de intensidade (escala Likert), variando de -3 a +3, onde -3 representa a percepção de muito frio e +3 de muito calor, respectivamente.

Após o treinamento para a estimativa da percepção térmica por meio das diferentes estruturas de redes neurais (configurações de camadas ocultas e número de neurônios), é necessário avaliar a precisão da estimativa feita pela rede. Para isso, utilizaram-se duas estatísticas para a análise de modelos de previsão: a) o coeficiente de correlação de Person (r), um teste cujo objetivo é medir o grau de correlação linear entre duas variáveis; as normalidades entre os resíduos foram devidamente testadas após as análises das regressões lineares geradas; e, b) raiz do erro médio quadrático (RMSE), que representa o desvio padrão dos erros estimado por meio da diferença entre os valores estimados pela RNA e os valores os declarados pelos entrevistados (CORREA, 2003).

Após encontrar a estrutura de rede neural que apresenta as estimações mais precisas, realizaram-se testes combinando variáveis de entrada, com o intuito de encontrar o modelo de rede neural que melhor estima o voto de percepção térmica. Essas combinações incluíram a adição ou exclusão de variáveis meteorológicas, antropométricas e individuais, com o objetivo de identificar as mais relevantes para a previsão da percepção térmica gerada pela rede neural. O processo de escolha das variáveis mais significativas é fundamental para aumentar a precisão e eficácia do modelo de estimação. Os casos de redes neurais utilizados são:

a) *Caso 1* - Estimação da percepção térmica utilizando como entrada todos os dados meteorológicos, antropométricos e individuais.
b) *Caso 2* - Estimação da percepção térmica utilizando como entrada somente os dados meteorológicos.
c) *Caso 3* - Estimação da percepção térmica utilizando como entrada os dados meteorológicos e individuais, excluindo-se o IMC.
d) *Caso 4* - Estimação da percepção térmica utilizando como entrada os dados meteorológicos, antropométricos e individuais, excluindo-se a idade.
e) *Caso 5* - Estimação da percepção térmica utilizando como entrada os dados meteorológicos, antropométricos e individuais, excluindo-se o gênero.
f) *Caso 6* - Estimação da percepção térmica utilizando como entrada os dados meteorológicos, antropométricos e individuais, excluindo-se o isolamento da vestimenta.

Quadro 1 - Dados utilizados como variável de entrada para o treinamento de cada caso.

CASO	INDIVIDUAIS			ANTROPOMÉTRICOS			AMBIENTAIS			
	SEXO	IDADE	clo ASHRAE	PESO (kg)	ALTURA (m)	I.M.C	UR	Ta °C	V m/s	Trm natural °C
Caso 1	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Caso 2								x	x	x
Caso 3	x	x	x				x	x	x	x
Caso 4	x		x	x	x	x	x	x	x	x
Caso 5		x	x	x	x	x	x	x	x	x
Caso 6	x	x		x	x	x	x	x	x	x

Complementarmente aos estudos de casos sugeridos, considerou-se a viabilidade de se testar a precisão da rede incorporando variáveis de entrada que não são usualmente aplicadas na estimação da percepção térmica por meio de RNA: o estado de humor (variável psicológica), a distinção das entrevistas considerando o local onde estas foram realizadas e a consideração ou não da utilização de sistemas de uso de ar-condicionado por parte dos entrevistados, uma vez que essas informações já estavam contidas no banco de

dados secundário de Borges et al. (2020). É importante ressaltar que o banco de dados contendo a informação do uso de ar-condicionado é menor que aquele usado para os demais casos, uma vez que se coletaram apenas 415 declarações quanto a este quesito.

4. ANÁLISE DE RESULTADOS

4.1. Análise das diferentes estruturas de RNA

Com vistas a encontrar a estrutura de rede neural de melhor precisão na estimação da percepção térmica, foram testadas combinações para o número de camadas ocultas e o número de neurônios em cada camada, dentro do intervalo estabelecido e usando como variáveis de entrada aquelas previstas no *Caso 1*. Ao todo, foram modeladas 25 redes neurais, considerando variações quanto ao número de camadas e de neurônios. As validações das estimações constam das Tabelas 4 e 5.

Em linhas gerais, não se conseguiu estabelecer um padrão para o erro médio quadrático e para o coeficiente de correlação à medida que o número de camadas ocultas e o número de neurônios em cada camada são elevados nas redes testadas. O melhor desempenho quando se analisa o erro médio quadrático da estimação da percepção térmica foi obtido na rede composta por quatro camadas ocultas, cada uma delas contendo dois neurônios (indicado em amarelo na Tabela 4 e 5). Nessa rede obteve-se um erro de 0,153 em relação ao voto declarado em campo pelos entrevistados, com um coeficiente de correlação, atingindo o valor de 0,778, superior à média das redes testadas. Por sua vez, quando se analisa o melhor desempenho em relação ao coeficiente de correlação (indicado em verde na Tabela 4 e 5), a rede composta por cinco camadas ocultas com seis neurônios em cada uma delas foi aquela que apresentou menor correlação entre os votos de percepção estimados e declarados nas entrevistas, com coeficiente de 0,799, apesar de o erro médio quadrático do voto declarado estimado nessa rede ser de 1,108, 7,24 vezes maior que o obtido com a rede anterior. É importante ressaltar que erro cometido pela RNA é inferior a meio voto de percepção térmica (0,5), o que garante uma adequada precisão quando se planeja aplicá-la em estudos que se voltam em auferir os impactos proporcionados por intervenções urbanísticas. Portanto, para os estudos subsequentes de desempenho considerando as variáveis que afetam a percepção térmica, optou-se por trabalhar com a rede com quatro camadas ocultas e dois neurônios.

Tabela 4 - RMSE conforme estrutura de RNA, onde RMSE é a raiz do erro médio quadrático.

RMSE / NEURÔNIOS		2	4	6	8	10
CAMADAS	1	0,497	1,872	0,420	0,764	1,032
	2	0,764	0,267	0,458	1,834	1,987
	3	1,337	1,337	0,153	0,191	1,223
	4	0,153	1,834	0,153	1,337	1,490
	5	0,497	1,375	1,108	0,650	1,184
		MÉDIA	0,957		MELHOR	0,153

Tabela 5 – Coeficiente de Pearson (r) conforme estrutura de RNA testada.

r / NEURÔNIOS		2	4	6	8	10
CAMADAS	1	0,755	0,760	0,771	0,757	0,776
	2	0,761	0,774	0,769	0,767	0,778
	3	0,763	0,772	0,761	0,778	0,766
	4	0,778	0,755	0,763	0,779	0,790
	5	0,757	0,762	0,799	0,774	0,775
		MÉDIA	0,770		MELHOR	0,799

4.2. Análise das estimações considerando as combinações entre as variáveis meteorológicas, antropométricas e individuais e suas supressões

Para avaliar a influência das variáveis meteorológicas, antropométricas e individuais, apresentam-se as estimativas idealizadas com os *Casos de 1 a 6* definidos na metodologia. A Figura 3 refere-se aos valores do

erro médio quadrático do voto declarado estimado e o coeficiente de correlação obtidos pelas redes neurais considerando a escolha da melhor estrutura de rede obtida nos treinamentos (4 camadas e 2 neurônios).

Observa-se que a exclusão de qualquer variável de entrada com relação ao *Caso 1* afeta de forma negativa as estimações da percepção térmica realizada pela RNA, ou seja, produzem estimativas do erro médio quadrático de voto em relação ao declarado pelos entrevistados superior (> 0,153) ao encontrado no *Caso 1*.

Portanto, é recomendável que as variáveis meteorológicas, individuais e antropométricas sejam sempre incluídas como entrada na RNA. A idade foi a variável individual que mais afetou a precisão da RNA, com sua exclusão causando uma piora significativa no coeficiente de correlação (r) e na raiz do erro médio quadrático (RMSE). Por outro lado, o gênero foi a variável que menos interferiu na precisão dos resultados estimados, uma vez que, mesmo com a exclusão dessa informação, a rede apresentou estimações satisfatórias.

Isso indica que as variáveis meteorológicas, antropométricas e individuais são importantes parâmetros a serem considerados na estimativa do voto de percepção térmica de pessoas em locais a céu aberto, não devendo ser desconsideradas nas campanhas de campo, caso se planeje fazer treinamento e estimativas mais precisas por meio de RNA.

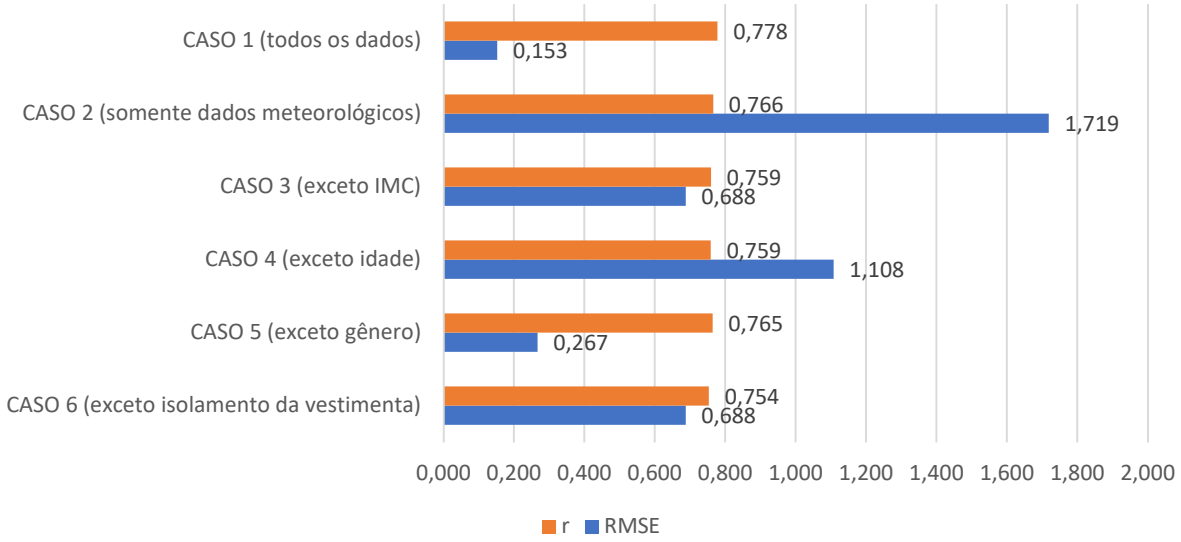


Figura 3 - Precisão das redes testadas de acordo com cada caso (r - coeficiente de Person / RMSE - raiz do erro médio quadrático).

4.3. Comparação das estimações considerando as variáveis de estado de humor, local de aplicação das entrevistas e aclimatação ao uso ou não de ar-condicionado

A Figura 4 apresenta os valores de RMSE e do coeficiente de correlação (r) obtidos a partir da consideração de variáveis complementares ao Caso 1 discutido no item 4.2.

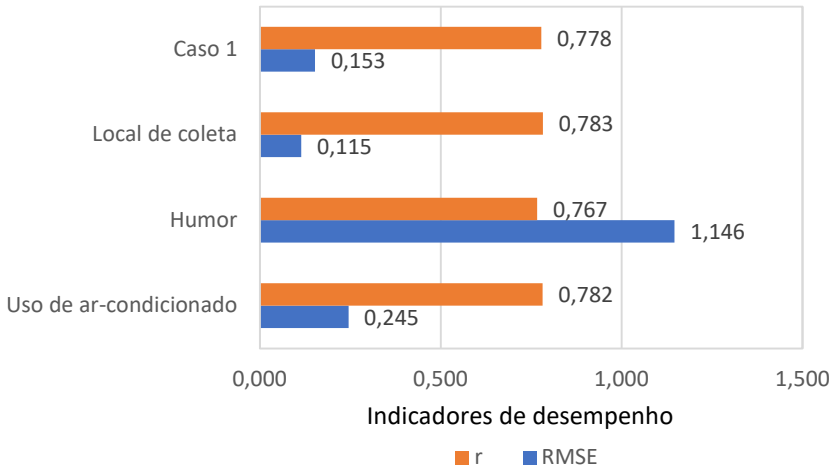


Figura 4 Precisão das redes testadas com estado de humor, local das entrevistas e aclimatação ao uso de ar-condicionado.

A consideração do estado psicológico de humor declarado pelos entrevistados na rede forneceu estimativas que pioraram consideravelmente o erro médio quadrático da estimativa (1,146) enquanto o coeficiente de correlação em pouco foi impactado (0,767). Isso pode sugerir que a inclusão da variável psicológica e subjetiva do estado de humor pode aumentar excessivamente a complexidade da rede, dificultando a obtenção de uma estimação mais precisa do voto de percepção.

Por sua vez, a consideração do local onde a entrevista foi realizada proporcionou significativa melhora na correlação entre os votos estimados e os declarados pelos entrevistados, com coeficiente de Person avançando para 0,783 e o erro médio quadrático da estimativa se reduzindo para a 0,115. Portanto, a inserção do local de coleta de dados como variável de entrada impacta positivamente na precisão da estimativa da rede neural, conduzindo ao melhor desempenho entre as redes testadas.

A consideração da aclimatação dos entrevistados quanto ao uso de ar-condicionado no treinamento das redes proporcionou um RMSE de 0,245, próximo daquele auferido no *Caso 1*, e elevação do coeficiente de correlação (0,782), acima da média em casos estudados. Considerando-se a menor quantidade de dados que puderam ser utilizados para o treinamento dessa rede (40% a menos de entrevistas), constata-se que essa variável de entrada pode se mostrar benéfica para o entendimento da rede neural sobre a estimação da percepção térmica de pessoas em locais a céu aberto.

Assim, a consideração do local da entrevista é um parâmetro que afeta positivamente o desempenho, devendo, portanto, ser considerado no treinamento e estimação das RNAs.

5. CONCLUSÕES

Este estudo focou em aplicar a técnica computacional de RNA para estimar a percepção térmica em ambientes a céu aberto. Entre os objetivos traçados, buscou-se captar a influência da inclusão ou exclusão de variáveis de entrada na precisão da estimação realizada pela RNA. Pode-se inferir que a avaliação dos dados de alimentação para a rede é de grande importância, uma vez que afeta diretamente a precisão dos resultados obtidos.

No que se refere à exclusão de variáveis de entrada, evidenciou-se que a omissão de algumas informações individuais e antropométricas reduziu significativamente a precisão da rede neural. Esses resultados sugerem que essas informações são relevantes e contribuem de maneira importante para a estimação da percepção térmica.

Com relação à inclusão de todas as variáveis captadas nas entrevistas como fonte de entrada na RNA desenvolvida, as análises revelaram que a adição de certas informações afetou negativamente a precisão da rede. Esse efeito indesejado pode ser explicado pelo fato de que a incorporação de novas variáveis requer mais informações para treinar e ajustar a RNA, o que pode levar a um aumento na complexidade da rede e à necessidade de uma maior quantidade de dados para alimentá-la e treiná-la. Além disso, a inclusão de variáveis irrelevantes pode gerar ruído e confusão para a RNA, prejudicando sua capacidade de generalizar e fazer a estimação de dados.

Ademais, quanto à influência do local de coleta de dados na precisão da RNA, foi observado que a inclusão dessa informação levou a uma leve melhora na precisão da rede. No entanto, como todos os locais de coleta estavam na mesma cidade, os resultados obtidos ainda foram satisfatórios considerando um caso geral. Portanto, a estratificação por localização não parece ser necessária para estudos similares em regiões com características climáticas semelhantes. Contudo, é importante ressaltar que em locais com clima muito heterogêneo ou em estudos que envolvam diferentes cidades ou regiões, a separação por localização pode ser necessária para conferir maior precisão para as estimações da RNA.

A inserção da informação sobre o uso contínuo de ar-condicionado por parte dos entrevistados aperfeiçoou a correlação entre os votos coletados em campo e a percepção estimada pela rede, apesar de ter elevado o RMSE a um valor duas vezes maior se comparado ao *Caso 1*. No entanto, o banco de dados utilizado para esse teste foi limitado, com apenas 415 entrevistas, o que pode ter afetado negativamente as estimações da rede. Recomenda-se treinar a rede com dados de outro local que contenha entrevistas com essa informação completa.

A partir das estimações realizadas, pode-se concluir que o uso de redes neurais artificiais para a estimação da percepção térmica em lugares a céu aberto em região de clima tropical de savana é viável, uma vez que foi possível estimar a percepção térmica com erro inferior a meio voto de percepção (< 0,5), demonstrando o potencial que a RNA tem para o campo de pesquisas para o conforto térmico.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ASHRAE - AMERICAN SOCIETY OF HEATING, REFRIGERATING AND AIR CONDITIONING ENGINEERS. **Standard 55**: Thermal environmental for human occupancy. Atlanta, 2010.

BORGES, V. C. D. A. L., CALLEJAS, I. J. A., DURANTE, L. C. (2020) Thermal sensation in outdoor urban spaces: a study in a tropical savannah climate- Brazil. **Int J Biometeorol,** v.64, n. 3, p.533–545. https://doi.org/10.1007/s00484-019-01830-x

CALLEJAS, I. J. A.; BIANCHI, E. C. Utilização de Redes Neurais Artificiais para estimação do Índice de Bulbo Úmido Termômetro de Globo (IBUTG). In: Encontro Nacional de Tecnologia no Ambiente Construído, 18., 2020, Porto Alegre. **Anais....** Porto Alegre: ANTAC, 2020. p. 1–8. https://doi.org/10.46421/entac.v18i.713

CHAN, S. Y.; CHAU, C. K. Development of artificial neural network models for predicting thermal comfort evaluation in urban parks in summer and winter. **Building and Environment**, v. 164, 106364, 2019. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2019.106364. Acesso em: 25 nov. 2022.

CORREA, S. M. B. B. **Probabilidade e estatística**. Belo Horizonte: PUC Minas Virtual, 2003.

DENG, Z.; CHEN, Q. Artificial neural network models using thermal sensations and occupants' behavior for predicting thermal comfort. **Energy and Buildings**, v. 174, p. 587-602, 2018. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.06.060

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e práticas**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001. 898p.

INPE - INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. **Estação de Cuiabá - Climatologia Local**. Disponível em: http://sonda.ccst.inpe.br/estacoes/cuiaba_clima.html. Acesso em: 06 fev. 2023.

ISO - INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. **ISO 10551**: Ergonomics of the thermal environment – assessment of the influence of the thermal environment using subjective judgement scales. Geneva, 2019.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). Censo Brasileiro de 2021. Rio de Janeiro: IBGE, 2021.

KEELING, T. P.; ROESCH, E. B.; CLEMENTS-CROOME, D. Cognitive Appraisals Affect Both Embodiment of Thermal Sensation and Its Mapping to Thermal Evaluation. **Frontiers in Psychology**, v. 7, n. 800, 2016. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2016.00800

LIU, W.; LIAN, Z.; ZHAO, B. A neural network evaluation model for individual thermal comfort. **Energy and Buildings**, v. 39, n. 10, p. 1115-1122, 2007. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2006.12.005

MATHWORKS. **MATLAB**. Disponível em: <https://www.mathworks.com/products/matlab.html>. Acesso em: 11 dez. 2022.

PEEL, M. C.; FINLAYSON, B. L.; McMAHON, T. A. Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification. **Hydrology and Earth System Sciences Discussions, European Geosciences Union**, v. 11, p.1633-1644, 2007. https://doi.org/10.5194/hess-11-1633-2007

SHAH, R.; PANDIT, R. K.; GAUR, M. K. Thermal comfort analysis through development of artificial neural network models: An experimental study in Cwa climate. **Materials Today: Proceedings**, v. 57, p. 2018-2025, 2022. https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.11.139

VELLEI, Marika et al. Dynamic thermal perception: A review and agenda for future experimental research. **Building and Environment**, v. 205, p. 108269, 2021. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108269

VON GRABE, J. Potential of artificial neural networks to predict thermal sensation votes. **Applied energy**, v. 161, p. 412-424, 2016. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.10.061