www.ser.ufpr.br/raega ISSN: 2177-2738

R. Ra'e Ga Curitiba, v.29, p.209-238, dez/2013



MODELO PREDITIVO DE SENSAÇÃO TÉRMICA EM ESPAÇOS ABERTOS EM CURITIBA, PR

PREDICTIVE MODEL OF THERMAL SENSATION FOR OPEN SPACES IN CURITIBA, PR

Francine Aidie Rossi

Professora do Departamento de Expressão Gráfica (DEGRAF) Universidade Federal do Paraná (UFPR) Curitiba, PR, Brasil e-mail: rossi@ufpr.br

Eduardo Leite Krüger

Professor do Departamento de Construção Čivil Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR) Bolsista de Produtividade do CNPq Curitiba, PR, Brasil e-mail: ekruger@utfpr.edu.br

Inácio Andruski Guimarães

Professor do Departamento de Matemática (DAMAT) Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR) Curitiba, PR, Brasil e-mail: andruski @utfpr.edu.br

Artigo recebido em: 29/07/2013. Artigo aceito em: 26/11/2013.

Resumo

Esta pesquisa tem como objetivo propor um modelo de predição de sensação térmica adequado às condições climáticas de Curitiba/PR. Foram realizados 15 levantamentos de campo, em ruas de pedestres, no período entre janeiro e agosto de 2009 e em junho de 2010, das 10h00 as 15h00 em dias de semana. Monitoraram-se dados climáticos e levantaram-se dados pessoais, com o uso de questionários. As respostas de sensação térmica, agrupadas em três categorias, foram analisadas pela Função Discriminante Linear (FDL) e pelo Modelo de Regressão Logístico (MRL). A FDL apresentou melhor desempenho, tendo taxa total

de acerto de 53%, se mostrando adequada para a predição/avaliação da sensação térmica da população analisada.

Palavras-chave: conforto térmico em espaços abertos; índices de conforto; planejamento urbano.

Abstract

This research aims to propose a predictive model of thermal sensation appropriate to climate of Curitiba/PR. Fifteen measurements (between January and August 2009 and one day in June 2010) were made at pedestrian streets. The campaigns took place between 10am and 3pm on weekdays, during which weather data as well as comfort and individual data were collected. The thermal sensation votes were grouped into three categories and were tested by the Linear Discriminant Function and the Logistic Regression Model. The results show that the Linear Discriminant Function performed better, with a successful classification rate of 53% and was therefore considered as adequate for the prediction/evaluation of thermal sensation of the analyzed population.

Keywords: thermal comfort in open spaces; comfort indices; urban planning.

INTRODUÇÃO

Nos últimos anos tem crescido o interesse em analisar o conforto térmico em espaços abertos visando ao planejamento urbano. Sabe-se que independente de seu uso, a avaliação e compreensão do conforto térmico nestes espaços podem auxiliar a melhoria da qualidade urbana, influenciando positivamente o uso e a qualidade de vida urbana. Segundo Nikolopoulou (2004a), áreas bem planejadas atraem maior número de pessoas, turismo e comércio, sendo atrativas economicamente. Além disso, torna-se possível melhorar o clima local, encorajando a partir da boa prática o planejamento de outras áreas. Desta forma, as condições microclimáticas têm sido consideradas essenciais para a atratividade do espaço aberto e, indiretamente, para o seu uso (NIKOLOPOULOU; LYKOUDIS, 2006).

Várias pesquisas utilizam índices de conforto baseados no balanço térmico do corpo humano para analisar a relação entre a influência do desenho urbano na sensação térmica. Nesta linha, citam-se as pesquisas de Ali-Toudert e Mayer (2006), Johansson (2006), Johansson e Emmanuel (2006), Rossi, Krüger e Bröde (2011) e Rossi, Krüger e Nikolopoulou (2011).

No Brasil, nos últimos 20 anos, a partir de um levantamento feito de trabalhos publicados, entre 1990 e 2011 nos anais dos Encontros Nacionais de Conforto no Ambiente Construído (ENCACs), principal fórum de discussão de pesquisas realizadas na área no Brasil, as pesquisas sobre clima urbano analisam, por um lado, a relação entre o microclima e a morfologia urbana e, por outro, a relação entre microclima e conforto térmico em espaços abertos. O levantamento inicial dos artigos foi realizado por palavras chaves, após a primeira seleção, foi feita a leitura dos resumos e, quando necessário, isto é, nos casos em que não foi possível, a partir dos resumos, determinar a área de pesquisa, o local de estudo, o índice utilizado e os resultados obtidos, foi feita a leitura dos artigos completos. Desta forma, constatou-se que a maior parte dos estudos se concentra nas regiões sudeste e nordeste do país, e utiliza os índices "Voto Médio Predito" ou PMV (54% das pesquisas analisadas) para avaliar a sensação térmica.

Entretanto, várias pesquisas, tais como a de Costa (2003), Monteiro (2008), Hirashima (2010), Souza (2010) e Rossi (2012), mostram que tais índices podem não ser adequados para avaliar o conforto térmico quando comparados à sensação térmica real observada em levantamentos de campo. No caso do índice PMV, este não se mostra adequado às respostas coletadas no espaço aberto, uma vez que foi desenvolvido e tem sua aplicação sugerida exclusivamente para ambientes internos climatizados. No caso do índice PET, porém, sugere-se a necessidade de se calibrá-lo para o local de estudo ou mesmo de se desenvolver índices mais adequados à realidade climática local.

A análise do conforto térmico em ambientes abertos é complexa devido a especificidades, tais como a reduzida possibilidade de controle das variáveis microclimáticas durante as observações, a aleatoriedade da amostra e a não-uniformidade dos aspectos: taxa metabólica, vestimenta e aclimatação dos entrevistados. Apesar da relevância do assunto, somente uma pesquisa nacional se propôs a analisar as relações entre as variáveis climáticas e o conforto térmico em espaços abertos, sendo esta a pesquisa de Monteiro (2008). As demais pesquisas (DACANAL et al., 2009; BRUSANTIN e FONTES, 2009; SHIMAKAWA e BUENO-BARTHOLOMEI, 2009; BARLATI e BUENO-BARTHOLOMEI, 2011; SHINYASHIKI e

BUENO-BARTHOLOMEI, 2011) têm como objetivo analisar índices já existentes, tais como o PMV e o PET e calibrá-los para as condições climáticas específicas das áreas estudadas. Ressalta-se que, a partir da avaliação e da compreensão da relação entre conforto térmico e as variáveis microclimáticas é possível desenvolver novos instrumentos de planejamento urbano, que possibilitem a melhora do conforto térmico local e, como consequência, a melhora da qualidade dos mesmos, influenciando positivamente o uso e o comportamento das pessoas. No intuito de contribuir com essa lacuna quanto à construção de modelos preditivos para a sensação térmica em espaços abertos, a presente pesquisa apresenta um modelo preditivo para Curitiba/PR.

Outro fator a ser discutido está relacionado com as análises e tratamentos estatísticos comumente utilizados para avaliação dos dados climáticos e sua relação com o conforto térmico. Em geral, utilizam-se modelos de regressão linear como método estatístico para a geração de um modelo preditivo de sensação térmica por serem um método que investiga e modela a relação entre as diversas variáveis de um processo (WERKEMA, AGUIAR, 1996). Entretanto, ao se analisar dados categóricos, tais como a sensação térmica, os modelos mais adequados são: o modelo de regressão logística e as técnicas de análise discriminante.

O objetivo deste estudo é analisar a sensação térmica da população de Curitiba/PR e propor um modelo de predição de sensação térmica adequado às condições climáticas locais. Para tal, foram testados dois métodos estatísticos para o desenvolvimento do modelo preditivo: a função discriminante linear (FDL) e o modelo de regressão logística (MRL), os quais foram gerados a partir de dados de campo.

MATERIAIS E MÉTODO

O estudo está dividido nas seguintes etapas principais:

- 1. Monitoramento das variáveis climáticas:
- 2. Aplicação de questionários de sensação térmica;
- 3. Obtenção das categorias de sensação térmica real;
- Apresentação dos modelos FDL e MRL, e;

5. Definição do modelo preditivo de sensação térmica em espaços abertos em Curitiba/PR.

Caracterização Climática da Área de Estudo

Curitiba está situada na região Sul do Brasil, latitude 25°31' Sul, longitude 49°11' Oeste, altitude média de 917 metros, e seu clima é condicionado pela atuação de fatores estáticos (latitude, altitude e proximidade ao oceano) e por fatores dinâmicos (circulação atmosférica). A região Sul está sob a influência de quatro centros de ação: o Anticiclone Migratório Polar, o Anticiclone Subtropical do Atlântico (que constituem a principal fonte das massas de ar tropicais marítimas), a Depressão do Chaco e a Zona de Convergência Intertropical. Estes centros de ação são responsáveis pela formação das massas de ar que atuam na região Sul: a Massa de ar Tropical Atlântica (TA), a Massa de ar Polar Atlântica (PA), a Massa de ar Tropical Equatorial (Tc) e a Massa de ar Equatorial Continental (Ec) (MONTEIRO, 1968; DANNI-OLIVEIRA, 1999).

As duas massas de ar continentais (Ec e Tc) são responsável pelo aquecimento da região no verão e a Tc é responsável pelo aumento de umidade e precipitações, fazendo com que os invernos apresentem temperaturas baixas, com a ocorrência de geadas, e os verões sejam quentes. Durante o ano todo, as chuvas são abundantes (FILL, SUGAI e HILU, 1999).

O clima de Curitiba é classificado como subtropical mesotérmico, controlado por massas de ar tropicais e polares, sendo, segundo a classificação Koeppen-Geiger, do tipo Cfb com verão fresco. Fevereiro é o mês mais quente, com temperatura média de 22°C, podendo ocorrer temperaturas superiores a 35°C, e junho é em geral o mês mais frio, com temperatura média de 18°C, podendo ocorrer temperaturas de até -5°C, a temperatura média anual é de 16,5°C. A cidade apresenta grande amplitude térmica diária e sazonal, com média anual de 16°C, e chuvas bem distribuídas ao longo do ano, com maior concentração no verão. Entretanto, devido à frente polar atlântica, o inverno pode tornar-se chuvoso. Agosto é o mês mais seco e julho o mês com menos dias de chuva (DANNI-OLIVEIRA, 1999; MENDONÇA, 2001).

Obtenção das Variáveis Climáticas

A área de estudo localiza-se nos trechos de pedestre das ruas XV de Novembro e Rua Saldanha Marinho (implantadas no sentido SW-NE, com azimute do eixo da rua de 22°N), da Travessa Oliveira Bello e da Rua Senador Alencar Guimarães que são paralelas (orientação axial NO-SE, com azimute de 314°) e da Praça Generoso Margues.

O calçadão da Rua XV de Novembro faz parte da história do urbanismo brasileiro por ter se tornado em 1972 a primeira rua de pedestre do país. Atualmente, a Rua das Flores, como é popularmente chamada, faz parte da identidade cultural da cidade, sendo caracterizada por um fluxo intenso e constante de transeuntes. Segundo a Associação Comercial do Paraná (2007), 140.000 pessoas circulam por dia pelo calçadão. Desde seu surgimento, a via é uma das principais artérias comerciais da cidade.

O monitoramento das variáveis climáticas foi realizado em 15 pontos ao longo do trecho das vias de pedestre (Figura 1).



Figura 1 – Localização dos pontos para o monitoramento das variáveis climáticas e aplicação dos questionários

Foram realizados 15 levantamentos de campo, entre janeiro e agosto de 2009/2010, no período das 10h00 as 15h00, tendo sido monitorados 2 pontos em cada dia, conforme dados da Tabela 1.

Tabela 1 – Pares de pontos monitorados e data do monitoramento.

Dia	Ponto	Dia	Ponto	Dia	Ponto
09.01.2009	2	06.05.2009	4	19.06.2009	3
09.01.2009	7	06.05.2009	14	19.06.2009	7
10.02.2000	10	02.06.2000	4	12.07.2000	8
19.03.2009	3	03.06.2009	14	13.07.2009	16
25 02 2000	10	05.00.0000	10	11.00.2000	11
25.03.2009	3	05.06.2009	5	11.08.2009	14
04.04.0000	13	00.00.0000	17	42.00.2000	11
01.04.2009	2	09.06.2009	18	12.08.2009	6
08.04.2009	4	17.06.2000	6	10.06.2010	6
	9	17.06.2009	2	10.06.2010	6

A escolha dos dias de monitoramento foi realizada com base nos seguintes critérios: (1) maior variação possível de condições climáticas e épocas do ano; (2) ocorrência de condições climáticas estáveis, em dias sem probabilidade de chuva; (3) disponibilidade da equipe de apoio e (4) disponibilidade de transporte para as estações meteorológicas (o peso aproximado da estação montada é de 22 kg).

A estação HOBO foi programada para iniciar as medições às 10h00 e gravar os dados em intervalos de cinco segundos. Assim, as variáveis climáticas foram registradas de cinco em cinco segundos, e extraiu-se a média para cada minuto. Para cada dia de monitoramento e para cada estação, foram organizadas planilhas eletrônicas com os dados das variáveis climáticas ordenadas de minuto em minuto. No total, foram obtidas mais de 70 horas de monitoramento climático.

As variáveis climáticas monitoradas foram: temperatura do ar (Ta), umidade relativa (UR), velocidade do ar (Va) e direção do vento, radiação solar (RS) e temperatura do globo de cobre (Tg). Foram utilizadas duas estações meteorológicas da marca HOBO modelo H21-001 no monitoramento das variáveis climáticas. Cada estação estava equipada com os seguintes instrumentos:

sensor de temperatura e umidade (S-THB-M002);

- piranômetro de silício (S-LIB-M003) e;
- sensor de direção e velocidade do vento (S-WCA-M003).

As faixas de precisão desses instrumentos satisfazem as recomendações da norma ISO 7726 (1998), que dispõe sobre os instrumentos para a medição de variáveis físicas. Os sensores de temperatura do ar e umidade relativa foram fixados na altura de 110 cm, conforme ISO 7726 (1998). O piranômetro foi fixado a 160 cm. O anemômetro foi fixado a 200 cm, conforme recomendado pelo manual da Campbell (1997).

Entretanto, considerando a premissa que os dados da velocidade do ar a 110 cm (mesma altura que as outras variáveis foram monitoradas) seriam mais adequados para a análise da sensação térmica, na última medição, realizada no dia 10.06.2010, os dados relativos ao vento foram monitorados em duas alturas, a 110 cm e a 200 cm. A partir dos dados dessa medição, os valores de velocidade do ar foram analisados por regressão linear simples, obtendo-se uma equação de regressão que foi utilizada para calcular a velocidade do ar a 110 cm de altura para a série completa de dados. Os valores de velocidade do ar calculados para a altura de 110 cm e os valores registrados a 200 cm foram analisados pelo teste estatístico t, de Student (com nível de significância de 5%), para verificar se as duas séries são significativamente diferentes, e também para analisar a qualidade do ajuste produzido pelo modelo de regressão. O teste t mostrou que as séries são significativamente diferentes (t=166,02), optando-se, então, por utilizar os valores de velocidade do ar calculados para a altura de 110 cm em todas as análises realizadas.

Para se obter a temperatura radiante média, foram utilizados termômetros de globo de cobre, fixados na altura de 110cm, com \emptyset =2" (emissividade aproximada do globo = 0,95), pintados na cor RAL-7001 (cinza médio) (THORSSON *et al.*, 2007), devido à sua absorção de radiação de onda curta ser semelhante à de pessoas vestidas, em torno de 0,70. Os globos estavam equipados com dois sensores de temperatura tipo sonda, 12-Bit (S-TMB-M002) e HOBO Pro V2 logger (U23-004). Os dados foram coletados de 5 em 5 segundos e depois trabalhados para compor o minuto. A Trm foi calculada pela fórmula para convecção forçada, definida pelas ISO 7726 (1998), apresentada a seguir:

 $Trm = \{(Tg + 273)^4 + [(1,1 \times 10^8 \times Va^{0,6}) / (\mathcal{E}g \times D^{0,4})] \times (Tg - Ta)\}^{1/4} - 273$ Equação 1 onde:

Trm = temperatura radiante média, em °C;

Tg = temperatura de globo, em °C;

va = velocidade do vento, em m/s;

Eg = emissividade do globo (adimensional);

D = diâmetro do globo, em metros;

Ta = temperatura do ar, em °C.

Obtenção das Variáveis Pessoais

Concomitantemente ao monitoramento das variáveis climáticas, foram aplicados questionários de conforto, conforme a ISO 10551 (1995), envolvendo questões relativas à sensação térmica dos transeuntes. O questionário foi dividido em duas partes. A primeira referente aos dados pessoais: (1) gênero, (2) idade, (3) altura, (4) peso, (5) local e tempo de moradia (aclimatação), (6) vestimenta e (7) tempo de exposição ao ambiente externo. Na segunda parte referente à sensação térmica, constam cinco questões sobre percepção, avaliação e preferências térmicas, aceitação pessoal e tolerância.

No total, foram obtidos 2024 questionários, sendo considerados 1685 válidos, segundo os seguintes critérios: (1) respondentes que declararam residir em Curitiba ou em sua Região Metropolitana por pelo menos 6 meses; (2) respondentes que declararam estar há pelo menos 15 minutos ao ar livre (ASHRAE, 2004); (3) respondentes que não responderam o mesmo valor (positivo ou negativo) na escala de percepção e de preferência térmica.

A amostra pode ser caracterizada por gênero, idade, altura, peso e vestimenta (clo). Em relação aos dados pessoais, tem-se uma amostra bem diversificada, abrangendo várias faixas etárias, características físicas e diferentes condições de isolamento térmico da vestimenta (clo.

A partir do monitoramento dos dados climáticos e da aplicação dos questionários de conforto térmico obteve-se uma planilha relacionando as variáveis climáticas com o horário das 1685 respostas obtidas.

Todas as análises realizadas, ou seja, a obtenção das categorias de sensação térmica real, as análises estatísticas e a definição do modelo preditivo, foram feitas a partir das 1685 respostas de conforto térmico e dos dados climáticos correspondentes às respostas.

Obtenção das Categorias de Sensação Térmica

A avaliação do conforto térmico está relacionada a fatores fisiológicos e psicológicos, assim, as condições ambientais requeridas para o conforto térmico não são as mesmas para todos, sendo possível que uma pessoa que esteja sentindo algum grau de calor ou de frio declare estar confortável e aceite o ambiente térmico em questão (FANGER, 1982). Da mesma forma, é possível que uma pessoa declare estar em conforto, porém preferir estar em um ambiente termicamente diferente. Assim, a definição das categorias de sensação térmica teve como base as respostas obtidas por questionário, tendo sido considerada a associação dos votos de percepção e preferência térmica.

Deste modo, as categorias de sensação térmica obtidas pelo cruzamento das respostas de percepção térmica e de preferência térmica foram as seguintes:

- Grupo 1: desconforto para o frio (voto de percepção < 0 associado ao voto de preferência > 0);
- Grupo 2: conforto (percepção = 0 e preferência = 0);
- Grupo 3: desconforto para o calor (percepção > 0 associado à preferência <
 0).

A Tabela 2 mostra as frequências absolutas e relativas (em itálico) observadas do cruzamento das respostas de percepção e de preferência térmicas. A coluna central (em cinza escuro) mostra o número de pessoas que responderam estar em conforto. Observa-se que 23,8% declararam não preferir mudanças no ambiente térmico, enquanto aproximadamente 4,5% responderam preferir uma condição mais fria e aproximadamente 12,6%, preferir uma condição mais quente. A linha central (em cinza escuro) mostra a porcentagem de pessoas que mesmo sentindo algum grau de frio (5,9%) ou algum grau de calor (14,4%) preferiam continuar no mesmo tipo de ambiente térmico. A porção superior direita da tabela (em cinza claro) mostra a quantidade de pessoas que estavam sentindo calor e preferiam estar em um

ambiente mais frio (21,2%) e a porção inferior esquerda (em cinza claro) mostra a porcentagem de pessoas que gostariam de estar em um ambiente térmico mais quente (17,6%). Ao considerarmos o cruzamento das respostas de percepção térmica e de preferência térmica, a coluna e a linha central (em cinza escuro) correspondem aos votos de conforto: ao somarmos as frequências absolutas e relativas, o resultado mostra 1032 indivíduos, ou 61,2%, das pessoas em conforto. A parte inferior esquerda da tabela representa os votos de desconforto para o frio. A soma destas frequências mostra que há 296 indivíduos, ou 17,6% das pessoas, em desconforto para o frio, e a parte superior direita da tabela representa o desconforto para o calor. A soma das frequências mostra 357 (21,2%) pessoas em desconforto para o calor.

Tabela 2 – Frequências e porcentagens observadas das respostas reais de percepção e de

Preferência térmica	Percepção térmica							
	-3 muito frio	-2 frio	-1 leve frio	0 conforto	1 leve calor	2 calor	3 muito calor	Total
muito mais frio: -3	0 0,00	0 0,00	0 0,00	3 0,18	6 0,36	4 0,24	3 0,18	16 <i>0,95</i>
mais frio: -2	0 0.00	0 0 0,00	0 0 0,00	9 0,53	16 0,95	22 1,31	8 0,47	55 3,26
pouco mais frio: -1	0 0,00	0 0,00	0 0,00	64 3,80	148 8,78	104 6,17	46 2,73	362 21,48
sem mudanças: 0	1 0,06	22 1,31	77 4,57	401 23,80	176 10,45	58 3,44	8 0,47	743 <i>44</i> , <i>0</i> 9
pouco mais calor: 1	8 0,47	40 2,37	163 9,67	165 9,79	0	0	0	376 22,31
mais calor: 2	4 0,24	22 1,31	34 2,02	34 2,02	0	0 0,00	0 0,00	94 5,58
muito mais calor: 3	5 0,30	6 0,36	14 0,83	14 0,83	0	0 0,00	0 0,00	39 2,31
Total	18 1,07	90 5,34	288 17,09	690 <i>40,95</i>	346 20,53	188 11,16	65 3,86	1.685 100,00

Assim, a partir desse cruzamento obtiveram-se 296 pessoas em desconforto para o frio, 1032 pessoas em conforto e 357 pessoas em desconforto para o calor.

Os Modelos FDL e MRL

Segundo Werkema e Aguiar (1996), o Modelo de Regressão Linear, também conhecido como Modelo Linear Geral (MLG), por ser um método que investiga e modela a relação entre as diversas variáveis de um processo, é amplamente utilizado como método estatístico para a geração de modelo preditivo de sensação térmica. Como exemplo da utilização desse modelo têm-se o projeto RUROS (NIKOLOPOULOU, 2004b) e a pesquisa de Monteiro (2008).

Entretanto, o MLG é adequado para a análise de dados contínuos, isto é, para a predição de variáveis respostas contínuas, cuja distribuição é normal, com variância constante (HAIR et al., 2005). Para a análise de dados cuja variável resposta é categórica, isto é, com distribuição Bernoulli, na qual a variável dependente assume apenas um de dois valores - 0 (zero) ou 1 (um) - o MLG não é o modelo mais adequado (ANDRUSKI GUIMARÃES, 2000).

Nesta pesquisa, utilizou-se a Função Discriminante Linear (FDL) e o Modelo de Regressão Logística (MRL) para desenvolver o modelo preditivo. O uso da FDL passa por algumas suposições, a principal delas considera que as matrizes de covariâncias de todos os grupos são iguais. A FDL também não é indicada quando as variáveis independentes não são contínuas. Neste caso, é recomendável utilizar a regressão logística, que pode ser empregada tanto para variáveis contínuas, como discretas.

A FDL é uma das técnicas da análise discriminante linear, e é adequada quando a única variável dependente é categórica, sendo que cada valor representa um grupo de observações. É aplicada em casos nos quais a amostra pode ser dividida em grupos, baseados na variável dependente categórica, permitindo a elaboração de uma função matemática. Pressupõe-se que as variáveis independentes são contínuas e, além disto, para problemas envolvendo mais de dois grupos, abre-se mão da suposição de que as matrizes de covariâncias dos grupos são iguais. Os objetivos da análise discriminante são: entender diferenças de grupos e prever a probabilidade de que um indivíduo ou objeto pertença a um dos grupos, com base nas variáveis independentes. A partir dos dados de cada elemento e de cada grupo é derivada uma função, que é uma combinação linear das variáveis independentes, e que tem por objetivo discriminar os grupos entre si. Como resultado tem-se um conjunto de coeficientes para cada variável

independente que classifica, com máxima precisão, cada elemento observado em um dos grupos pré-definidos (ANDRUSKI GUIMARÃES, 2000).

A função discriminante linear, para dois grupos, k = 2, tem a forma:

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_i X_i + \dots + \beta_{p-1} X_{p-1} = \beta_0 + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i X_i$$
 Equação 2

onde:

z = escore discriminante (variável dependente);

 β_0 = intercepto;

 $\beta_{1, ..., \beta_{p-1}}$ = pesos discriminantes;

 $X_{1, ..., X_{p-1}}$ = varáveis discriminantes.

Para k > 2 grupos, a estimação dos parâmetros do modelo fornece k combinações lineares da forma:

$$Y_i = \boldsymbol{\beta}_i^T \underline{X}$$
 Equação 3

A regra de classificação baseada nas funções discriminantes amostrais consiste em classificar uma observação x no grupo, se, para $i \neq k$,

$$\sum_{i=1}^{m} \left[\underline{\beta_{j}} \left(\underline{X} - \overline{\underline{x}}_{k} \right) \right]^{2} \leq \sum_{i=1}^{m} \left[\underline{\beta_{j}} \left(\underline{X} - \overline{\underline{x}}_{i} \right) \right]^{2}$$
 Equação 4

onde:

 $j=1\;,\;2\;,\;...\;,\;m\;,\;\;m\leq min(p\;,\;k-1),\;e\;\;\beta j=(\beta j1\;,\;\beta j2\;,\;...\;,\;\beta jp),\;lembrando\;que$ p é o número de variáveis e k o número de grupos.

O Modelo de Regressão Logística (MRL), também chamado de análise *logit* (*logarithmic unit*), é utilizado para relacionar, por meio de um modelo matemático, uma única variável dependente categórica com os fatores (variáveis independentes contínuas e/ou categóricas) que influenciam a ocorrência de um evento. Assim, da mesma forma que a função discriminante linear, a regressão logística é utilizada para identificar o grupo ao qual um indivíduo ou objeto pertence (HAIR et al., 2005). Quando se deseja estabelecer a relação entre a variável resposta (com mais de duas categorias) e as diversas variáveis independentes utiliza-se o MRL politômico.

O Modelo de Regressão Logística assume que a probabilidade *a posteriori* de uma observação pertencer ao grupo *s* é dada por:

$$P(G_s|\underline{X}) = [exp(\mu_s)] / \left[\sum_{j=1}^k exp(\mu_j) \right]$$
 Equação 5

onde:

$$\mathbf{s} = 1 , 2 , \dots , \mathbf{k}.$$

$$\mu_s = \beta_{s0} + \beta_{s1}x_1 + \beta_{s2}x_2 + \dots + \beta_{sp}x_p = \beta_{s0} + \sum_{i=1}^p \beta_{si}x_i = \underline{\boldsymbol{B}}_s^T\underline{\boldsymbol{X}}$$

$$(s = 1, \dots, k-1)$$

$$\underline{\boldsymbol{B}}_k = \underline{\boldsymbol{0}} \Rightarrow \mu_k = 0$$

Neste caso, o k – ésimo grupo é chamado grupo de referência.

Para realizar a classificação, a FDL calcula a distância entre o indivíduo e o centro dos grupos que representam as categorias. O individuo será classificado no grupo ao qual ele estiver mais próximo. No MRL as equações calculam a probabilidade de um determinado individuo pertencer a uma das categorias. Assim, o indivíduo será classificado pela equação que resultar o maior valor, isto é, maior probabilidade de pertencer àquela categoria. Nos dois modelos, o número de equações resulta do número de categorias da variável resposta.

Definição do Modelo Preditivo Para Avaliação da Sensação Térmica em Espaços Abertos em Curitiba/PR

Para o desenvolvimento do modelo de predição foi considerada como variável dependente a sensação térmica, agrupada nas três categorias citadas acima (desconforto para o frio, conforto e desconforto para o calor) e como variáveis independentes as variáveis climáticas: temperatura do ar (Ta), umidade do ar (UR), umidade absoluta (UA), velocidade do ar (Va), radiação solar (RS) e temperatura radiante média (Trm).

A umidade absoluta (UA) foi considerada como variável do modelo, pois ao se considerar os aspectos fisiológicos, em comparação com a umidade relativa, a umidade absoluta¹ é determinante na manutenção da temperatura interna do corpo,

_

¹ Umidade absoluta é a quantidade de vapor d'água presente em determinado volume de ar a dada temperatura, sendo expressa em g/kg.

influenciando o controle da temperatura interna pela respiração e pela transpiração, sendo a variável mais apropriada para avaliar o efeito fisiológico da umidade. A umidade absoluta foi calculada a partir dos valores de temperatura do ar e umidade relativa registrados nos levantamentos de campo, considerando a pressão atmosférica a 917 metros (altitude média de Curitiba), utilizando as equações da tabela D.1 do Anexo D da ISO 7726 (ISO 7726, 1998, p.39).

UR = 100 x (pa / pas)

Equação 6

 $pas = 0.611 \times exp \{(17.27 \times Ta)/(Ta + 273.3)\}$

Equação 7

 $UA = 0.6220 \times [pa/(p-pa)]$

Equação 8

onde:

UR = umidade relativa, em %;

pa = pressão parcial de vapor d'água, em kPa;

pas = pressão de saturação de vapor d'água, em kPa;

Ta = temperatura do ar, em °C;

UA = umidade absoluta, em g/kg;

p = pressão atmosférica, em kPa.

Em relação ao efeito da radiação solar, foram testados os valores monitorados de radiação solar e os calculados de temperatura radiante média. Optou-se por testar os valores de radiação solar por esta ser uma das variáveis monitoradas em estações meteorológicas oficiais, sendo de fácil obtenção para a utilização no modelo. Entretanto, a temperatura radiante média é utilizada nos índices de conforto, pois considera o efeito da radiação difusa e da radiação solar no ambiente urbano.

Realizaram-se duas análises, a primeira considerando a influência de cada variável individualmente na sensação térmica, e a segunda analisando a influência do conjunto das variáveis climáticas na sensação térmica.

Para a primeira análise, utilizou-se a correlação simples. Para cada uma das categorias de estresse térmico real (desconforto para o frio, conforto e desconforto para o calor) foram traçados gráficos de dispersão das variáveis climáticas: Ta, RS, UR e Va.

Para a segunda análise foi utilizada a análise de variância (ANOVA). A ANOVA é o método estatístico empregado para avaliar as diferenças médias entre três ou mais grupos definidos por duas ou mais variáveis independentes e determinar a probabilidade de que as diferenças em médias ao longo de diversos grupos ocorram apenas devido ao desvio amostral.

A ANOVA foi realizada para as variáveis independentes (Ta, Va, RS, Trm, UR e UA) em função da variável resposta (sensação térmica). A partir dos resultados da ANOVA, selecionaram-se as variáveis com importância significativa para fazer parte do modelo de predição da sensação térmica. Os resultados obtidos pelos modelos FDL e MRL foram comparados em relação ao acerto total e ao acerto de cada grupo para que pudesse ser definido qual dos dois modelos é o mais adequado para predizer a sensação térmica da população de Curitiba.

ANÁLISE DE RESULTADOS

Ao se analisar a influência individual de cada variável na sensação térmica verifica-se que as correlações são fracas e que somente uma variável não é suficiente para explicar a sensação térmica. Dentre as variáveis apresentadas, as que têm maior correlação com a sensação térmica são a temperatura do ar (r=0,57) e a umidade absoluta (r=0,45). A correlação entre a sensação térmica e a velocidade do ar é negativa, indicando que, à medida que a velocidade do ar aumenta, a sensação térmica diminui. O mesmo ocorre com a umidade relativa. A correlação entre a sensação térmica e as demais variáveis climáticas é positiva, indicando que quanto maior a temperatura, a radiação solar e a temperatura radiante média, mais alto será o desconforto para o calor.

Tabela 3 – Correlações entre as variáveis climáticas e a sensação térmica

		Та	Va	RS	Trm	UR	UA
Sensação térmica	Correl. Pearson (r)	0,572**	-0,055*	0,228**	0,375**	-0,152**	0,449**
	Sig. (bi-caudal)	0,000	0,0251	0,000	0,000	0,000	0,000
	N	1685	1685	1685	1685	1685	1685

^{**} Correlação é significante ao nível de 0,01

A comparação entre as correlações da umidade relativa (UR) e da umidade absoluta (UA) com a sensação térmica mostra que as duas variáveis apresentam

^{*} Correlação é significante ao nível de 0,05

correlação fraca, porém, a umidade absoluta apresenta melhor correlação. Em relação ao efeito da radiação, a temperatura radiante média (Trm) apresenta melhor correlação (r=0,38) com a sensação térmica que a radiação solar (RS). As variáveis com maior importância na sensação térmica são a Ta, a Trm e a UA.

A análise dos gráficos de dispersão (Figuras 2, 3 e 4) mostra a grande dispersão dos dados. A sobreposição das três categorias de conforto dificulta a definição clara de faixas de conforto e desconforto para as variáveis climáticas analisadas. A partir dos gráficos de dispersão é possível definir dois grupos distintos: desconforto para o frio e desconforto para o calor. As respostas de conforto se misturam com as de desconforto, não sendo possível definir um grupo separado.

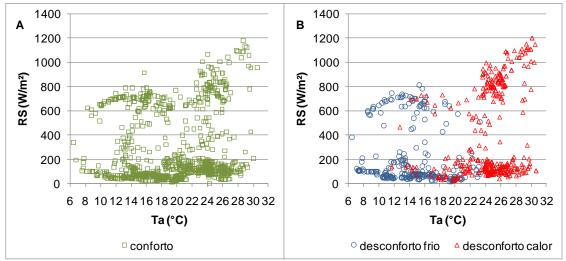


Figura 2 – Distribuição das respostas reais de conforto (A) e desconforto (B) em função da Ta e da RS.

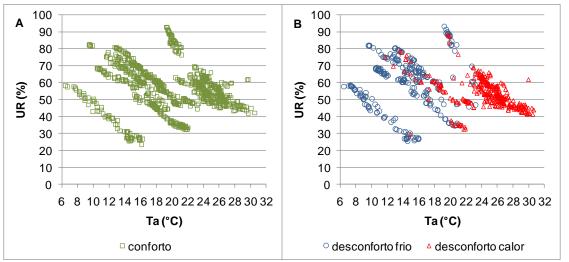


Figura 3 – Distribuição das respostas reais conforto (A) e desconforto (B) em função da Ta e da UR.

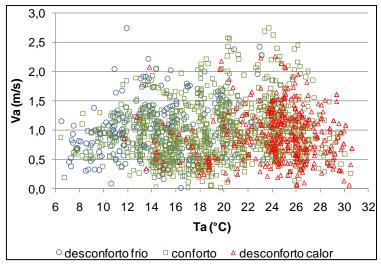


Figura 4 – Distribuição das respostas reais de sensação térmica em função da Ta e da Va.

A Tabela **4** mostra as faixas de sensação térmica para cada uma das variáveis analisadas. A última coluna apresenta a sobreposição existente nas três categorias de sensação térmica.

Tabela 4 – Faixas climáticas por categoria de sensação térmica e sobreposição das três categorias.

n <u>ogorido.</u>	Sensação Térmica	faixas	sobreposição
	desconforto para o frio (1)	7°C ≤ Ta ≤ 21°C	
Ta	conforto (2)	6°C ≤ Ta ≤ 31°C	12°C ≤ Ta ≤ 24°C
	desconforto para o calor (3)	12°C ≤ Ta ≤ 31°C	
	desconforto para o frio (1)	RS ≤ 300 W/m²	
RS	conforto (2)	$RS \le 300 \text{ W/m}^2$	$RS \le 300 \text{ W/m}^2$
	desconforto para o calor (3)	RS ≤ 300 W/m²	
	desconforto para o frio (1)	$0.3 \le Va \le 1.4$	
Va	conforto (2)	$0.3 \le Va \le 1.6$	$0.3 \le Va \le 1.4$
	desconforto para o calor (3)	0,3 ≤ Va ≤ 1,6	
	desconforto para o frio (1)	25 ≤ UR ≤ 95	
UR	conforto (2)	23 ≤ UR ≤ 93	29 ≤ UR ≤ 88
	desconforto para o calor (3)	29 ≤ UR ≤ 88	

Considerando-se as fracas correlações individuais, a atenção voltou-se para a variabilidade dentro de cada um dos três grupos, utilizando-se a Análise da Variância (ANOVA). Para cada variável independente foi testada a hipótese nula de que não há diferenças significativas entre as três médias, uma para cada grupo. Na

Tabela 5 estão apresentados os resultados da ANOVA. Com base em tais resultados, pode-se afirmar que pelo menos uma das três médias de cada variável é significativamente diferente das demais.

Os valores para a estatística F, de Fisher, da radiação solar e da temperatura radiante média mostram que a temperatura radiante média (F=140,45) tem maior variabilidade que a radiação solar (F=52,9). Analogamente, a umidade absoluta (F=212,98) apresenta maior variabilidade que a umidade relativa (F=19,91).

Pelo resultado da ANOVA as três variáveis que tem maior variabilidade interna são: Ta, UA e Trm. As mesmas variáveis que apresentaram melhor correlação com a sensação térmica na análise individual.

Tabela 5– ANOVA entre as variáveis climáticas e a sensação térmica.

		Soma dos	Graus de	Quadrado	F	Valor-p
		quadrados	Liberdade	médio	<u> </u>	valor p
	Entre grupos	16.607,710	2	8.303,855	410,310	0,000
Та	Dentro do grupo	34.040,329	1.682	20,238		
	Total	50.648,040	1.684			
	Entre grupos	1,327	2	0,664	3,085	0,046
Va	Dentro do grupo	361,841	1.682	0,215		
	Total	363,168	1.684			
	Entre grupos	9.108.977,164	2	4.554.488,582	52,900	0,000
RS	Dentro do grupo	144.814.842,200	1.682	86.096,815		
	Total	153.923.819,364	1.684			
	Entre grupos	46.456,291	2	23.228,145	140,449	0,000
Trm	Dentro do grupo	278.178,215	1.682	165,385		
	Total	324.634,505	1.684			
	Entre grupos	6.502,503	2	3.251,251	19,911	0,000
UR	Dentro do grupo	274.655,071	1.682	163,291		
	Total	281.157,574	1.684			
	Entre grupos	3.352,258	2	1.676,129	212,978	0,000
UA	Dentro do grupo	13.237,263	1.682	7,870		
	Total	16.589,522	1.684			

Foram testadas diferentes combinações das seis variáveis climáticas no modelo. A quantidade de variáveis independentes foi definida em função do número de categorias da variável resposta. No caso da sensação térmica são três

categorias. Para aplicar a FDL e o MRL é necessário que haja pelo menos a mesma quantidade de variáveis independentes que o número de categorias da variável dependente. Assim, foram testadas oito combinações de variáveis para os dois modelos, cada uma com pelo menos três variáveis, conforme apresentado na Tabela 6.

Tabela 6 – Combinações de variáveis testadas nos modelos FDL e MRL.

Ta, Va, RS, UR	Ta, RS, UR
Ta, Va, Trm, UR	Ta, Trm, UR
Ta, Va, RS, UA	Ta, RS, UA
Ta, Va, Trm, UA	Ta, Trm, UA

Na Tabela 7 estão as taxas de acerto total de cada uma das oito combinações de variáveis para cada um dos modelos. O acerto total representa a razão entre o número de observações classificadas corretamente e o número total de observações. A comparação entre os dois modelos mostra que não há grande variação da taxa de acerto total e que o MRL apresentou as maiores taxas, em torno de 65%. Na FDL as combinações com quatro variáveis apresentam melhores resultados que as combinações com três variáveis; entretanto, a diferença não é significativa.

Tabela 7 – Porcentagem de acerto total de cada um dos modelos para as combinações de variáveis.

Variáveis	Mod	lelos
independentes	FDL	MRL
Ta, Va, RS, UR	52,9	65,4
Ta, Va, RS, UA	52,9	65,3
Ta, Va, Trm, UR	52,6	65,0
Ta, Va, Trm, UA	53,1	64,9
Ta, UR, RS	51,0	65,3
Ta, UA, RS	51,0	65,4
Ta, UR, Trm	50,2	64,9
Ta, UA, Trm	50,0	64,9

A análise da taxa de acerto por categorias, para cada um dos modelos, mostra que não há diferença significativa na combinação de variáveis.

O Quadro 1 apresenta a matriz de classificação da FDL e do MRL para a seguinte combinação de variáveis; Ta, Va, RS e UR. Apesar da taxa total de acertos ser maior no MRL (Tabela 8), verifica-se que o MRL classifica a maior parte dos indivíduos na categoria 2 (conforto), colocando 68% dos indivíduos da categoria 1

(desconforto para o frio) na categoria 2 (conforto) e 67% das pessoas da categoria 3 (desconforto para o calor) na categoria 2. Com a FDL ocorre o inverso. O modelo retira pessoas da categoria de conforto e os classifica em desconforto para o frio (32%) e em desconforto para o calor (30%), acertando somente 38% das pessoas corretamente. Entretanto, a FDL tem grande taxa de acerto na classificação das pessoas na categoria 1 (76%) e na categoria 3 (75%).

Quadro 1 – matriz de classificação da FDL e do MRL, considerando as variáveis Ta, Va, RS, UR.

MRL				FDL				
Categoria	Categoria predita		Categoria Categoria		egoria pre	dita		
observada	1	2	3		observada	1	2	3
1	31	68	1		1	76	23	1
2	6	87	7		2	32	38	30
3	1	67	32		3	4	21	75

A Tabela 8 abaixo agrupa os resultados da FDL e do MRL em termos de percentuais de acerto para as três categorias: categoria 1 (desconforto para o frio), categoria 2 (conforto) e categoria 3 (desconforto para o calor). Permanece o padrão observado no Quadro 1, o MRL classifica acertadamente a maior parte dos indivíduos na categoria 2 (conforto), entre 86 e 88%; enquanto que a FDL distribui as respostas nas categorias 1 e 2, com baixo grau de acerto para a categoria 2 (conforto), entre 32 e 39%. Nota-se que, de modo geral e em função das variáveis independentes, não há grande variação nos graus de acerto por categoria. Desta forma, a escolha das equações pode ser feita com base nos dados disponíveis para a classificação.

Tabela 8 – Quadro comparativo para os diversos grupos de variáveis, com grau de acerto para as categorias segundo a classificação pela FDL e pelo MRL.

Grupo de variáveis	Modelos	% Acerto Categoria 1	% Acerto Categoria 2	% Acerto Categoria 3
To Vo DC UD	FDL	76	38	75
Ta, Va, RS, UR	MRL	31	87	32
T- V- DO IIA	FDL	75	39	74
Ta, Va, RS, UA	MRL	32	86	32
To Vo Trm IID	FDL	76	37	78
Ta, Va, Trm, UR	MRL	30	86	33
To Vo Trm IIA	FDL	75	38	79
Ta, Va, Trm, UA	MRL	30	86	33
Ta, RS, UR	FDL	77	34	79

	MRL	28	88	31
To DC IIA	FDL	77	34	80
Ta, RS, UA	MRL	28	88	31
Ta, Trm, UR	FDL	77	32	79
	MRL	29	88	28
Ta, Trm, UA	FDL	76	33	79
	MRL	29	88	28

Apresentação do Modelo Preditivo Para Avaliação da Sensação Térmica em Espaços Abertos em Curitiba/PR.

Das oito combinações testadas escolheu-se como modelo aquele que tem como variáveis independentes a Ta, a Va, a RS e a UR, devido à facilidade de obtenção dessas variáveis, uma vez que são monitoradas em estações meteorológicas oficiais.

O número de funções discriminantes, gerados pela FDL, resultantes da estimação dos parâmetros dos modelos é igual ao número de grupos (categorias) da variável resposta (sensação térmica). As funções que apresentam o menor poder discriminante são descartadas.

Nesta pesquisa há k=3 grupos e m=4 variáveis independentes, o que resulta em três funções discriminantes, cada uma com quatro variáveis, dadas por:

$$Y_1 = 0.2144 \times Ta - 0.4173 \times Va + 0.0007 \times RS + 0.0022 \times UR$$
 Equação 9
 $Y_2 = -0.0636 \times Ta - 0.4852 \times Va + 0.0033 \times RS + 0.0185 \times UR$ Equação 10
 $Y_3 = 0.0466 \times Ta + 0.6919 \times Va + 0.0002 \times RS + 0.0735 \times UR$ Equação 11

onde:

Y = é a distância do indivíduo ao centro dos grupos

$$\begin{aligned} &\mathsf{Ta} = \left[\underline{\beta}_{1} \left(\underline{x}_{1} - \overline{\underline{Ta}}_{1}\right)\right]^{2} + \left[\underline{\beta}_{2} \left(\underline{x}_{1} - \overline{\underline{Ta}}_{2}\right)\right]^{2} + \left[\underline{\beta}_{3} \left(\underline{x}_{1} - Ta_{3}\right)\right]^{2} \\ &\mathsf{Va} = \left[\underline{\beta}_{1} \left(\underline{x}_{2} - \overline{\underline{Va}}_{1}\right)\right]^{2} + \left[\underline{\beta}_{2} \left(\underline{x}_{2} - \overline{\underline{Va}}_{2}\right)\right]^{2} + \left[\underline{\beta}_{3} \left(\underline{x}_{2} - Va_{3}\right)\right]^{2} \\ &\mathsf{RS} = \left[\underline{\beta}_{1} \left(\underline{x}_{3} - \overline{\underline{RS}}_{1}\right)\right]^{2} + \left[\underline{\beta}_{2} \left(\underline{x}_{3} - \overline{\underline{RS}}_{2}\right)\right]^{2} + \left[\underline{\beta}_{3} \left(\underline{x}_{3} - RS_{3}\right)\right]^{2} \\ &\mathsf{UR} = \left[\underline{\beta}_{1} \left(\underline{x}_{4} - \overline{\underline{UR}}_{1}\right)\right]^{2} + \left[\underline{\beta}_{2} \left(\underline{x}_{4} - \overline{\underline{UR}}_{2}\right)\right]^{2} + \left[\underline{\beta}_{3} \left(\underline{x}_{4} - UR_{3}\right)\right]^{2} \end{aligned}$$

Entretanto, somente são utilizadas as funções que apresentam o maior poder discriminante. Neste caso, respectivamente, 0,5306, 0,011 e 0,0000. Assim, a terceira função discriminante é descartada.

Para classificar uma nova observação (indivíduo) em uma das três categorias de sensação térmica é necessário realizar os seguintes passos:

- Calcular a diferença entre a nova observação e a média da variável em cada uma das três categorias;
- 2. Multiplicar a diferença pelo coeficiente discriminante (β), das variáveis climáticas para as três categorias;
- 3. Elevar o resultado dessa multiplicação ao quadrado;
- 4. Somar o resultado obtido para o item 3 acima, para cada uma das categorias;
- 5. Adotar a categoria de menor valor para o item 4 acima.

Exemplo de Aplicação

A fim de facilitar a compreensão sobre o uso das funções discriminantes obtidas, é apresentado um exemplo a seguir.

Sejam, por exemplo, os dados registrados no dia 09.06.2009 às 11h20 (Quadro 2).

Quadro 2 – Valores observados de Ta, Va, Trm e UR às 11h20 no dia 09.06.2009.

Variável	Rótulo	Valor observado
Temperatura do ar (°C)	<u>X</u> 1	20,0
Velocidade do ar (m/s)	<u>X</u> 2	0,9
Radiação Solar (W/m²)	<u>X</u> 3	736
Umidade relativa (%)	<u>X</u> ₄	52

Considerando que a FDL classifica o indivíduo com base na distância entre ele e o centro dos grupos ou categorias, é necessário calcular a distância das novas observações a serem classificadas em relação aos centros dos grupos ou categorias. Para tal, calculam-se as médias das variáveis independentes em cada um dos grupos. No caso desta pesquisa, calculam-se as médias das variáveis climáticas em cada um dos três grupos de estresse térmico.

Na Tabela **9** estão apresentadas as médias, total e por categoria ou grupo, para cada uma das variáveis independentes. A média total corresponde à média de todos os dados da amostra (1685 indivíduos) e as médias por grupos equivalem às médias das variáveis em cada uma das categorias de estresse térmico, ou seja, grupo 1 = desconforto para o frio; grupo 2 = conforto e grupo 3 = desconforto para o calor.

Tabela 9 - Médias total e por grupo das variáveis independentes Ta, Va, RS e UR.

Variável	Rótulo (x _k)	Média total	Média no grupo 1 (k=1)	Média no grupo 2 (k=2)	Média no grupo 3 (k=3)
Temperatura do ar (°C)	$\overline{\underline{x}}_k$	19,9	14,5	19,9	24,6
Velocidade do ar (m/s)	$\overline{\underline{x}}_k$	1,0	1,0	1,0	0,9
Radiação Solar (W/m²)	$\overline{\underline{x}}_k$	280	202	256	417
Umidade relativa (%)	$\overline{\underline{x}}_k$	56	60	56	54

A distância entre as novas observações e os centros dos grupos é representada pela diferença entre o valor observado $(\underline{x}_1, \underline{x}_2, \underline{x}_3 \in \underline{x}_4)$ e as médias por grupos $(\overline{\underline{x}}_1, \overline{\underline{x}}_2 \in \overline{\underline{x}}_3)$. A diferença é calculada utilizando os valores apresentados no Quadro **2** e na Tabela **9**, conforme apresentado a seguir e na Tabela **10**:

- diferença entre Ta:

- diferença entre Va:

Tabela 10 - Diferenças entre os valores da observação a ser classificada e as médias para cada um dos três grupos

Variável	$\left(\underline{x} - \overline{\underline{x}}_1\right)$	$\left(\underline{x} - \overline{\underline{x}}_2\right)$	$\left(\underline{x} - \overline{\underline{x}}_3\right)$
Temperatura do ar (°C)	5,5	0,1	-4,6
Velocidade do ar (m/s)	-0,1	-0,1	0,0
Radiação Solar (W/m²)	534	480	319
Umidade relativa (%)	-8	-4	-2

Para classificar uma nova observação utiliza-se a Equação 4.

A substituição dos valores apresentados na Tabela 9 na Equação 4 resulta nos dados mostrados a seguir. Os coeficientes βj correspondem aos coeficientes das variáveis climáticas nas três funções discriminantes (equações Equação 9, Equação 10 e Equação 11).

$$\left(\underline{\beta_j}\left(\underline{x} - \overline{\underline{x}}_1\right)\right)^2 = (0.2144 \times 5.5)^2 = 1.39$$

$$\left(\underline{\beta_j}\left(\underline{x} - \overline{\underline{x}}_2\right)\right)^2 = (-0.0636 \times 0.1)^2 = 0.00$$

$$\left(\underline{\beta_j}\left(\underline{x} - \overline{\underline{x}}_2\right)\right)^2 = (0.0466 \times -4.6)^2 = 0.40$$

- para a RS:

$$\left(\underline{\beta_j}\left(\underline{x} - \overline{\underline{x}}_1\right)\right)^2 = (0,0007 \times 534)^2 = 0,14$$

$$\left(\underline{\beta_j}\left(\underline{x} - \overline{\underline{x}}_2\right)\right)^2 = (0,0033 \times 480)^2 = 2,51$$

$$\left(\underline{\beta_j}\left(\underline{x} - \overline{\underline{x}}_3\right)\right)^2 = (0,0002 \times 319)^2 = 0,00$$

- para a Va:

$$\left(\underline{\beta_j} \left(\underline{x} - \overline{\underline{x}}_1\right)\right)^2 = (-0.4173 \times -0.1)^2 = 0.00$$

$$\left(\underline{\beta_j} \left(\underline{x} - \overline{\underline{x}}_2\right)\right)^2 = (-0.4852 \times -0.1)^2 = 0.00$$

$$\left(\underline{\beta_j} \left(\underline{x} - \overline{\underline{x}}_2\right)\right)^2 = (0.6919 \times 0.0)^2 = 0.00$$

- para a UR:

$$\left(\underline{\beta_j}\left(\underline{x} - \overline{\underline{x}}_1\right)\right)^2 = (0.0022 \times -8)^2 = 0.00$$

$$\left(\underline{\beta_j}\left(\underline{x} - \overline{\underline{x}}_2\right)\right)^2 = (0.0185 \times -4)^2 = 0.01$$

$$\left(\underline{\beta_j}\left(\underline{x} - \overline{\underline{x}}_3\right)\right)^2 = (0.0735 \times -2)^2 = 0.02$$

Na Tabela 11 estão apresentados os escores obtidos para cada variável e o somatório para cada uma das funções discriminantes.

Tabela 11 - Escores obtidos para cada uma das funções discriminante.

Variável	$\left(\underline{\beta_j}\left(\underline{x}-\overline{\underline{x}}_1\right)\right)^2$	$\left(\underline{\beta_{j}}\left(\underline{x}-\overline{\underline{x}}_{2}\right)\right)^{2}$	$\left(\underline{\beta_{j}}\left(\underline{x}-\overline{\underline{x}}_{3}\right)\right)^{2}$
Temperatura do ar (°C)	1,3905	0,0000	0,0460
Velocidade do ar (m/s)	0,0017	0,0024	0,0000
Radiação Solar (W/m²)	0,1397	2,5091	0,0041
Umidade relativa (%)	0,0003	0,0055	0,0216
Soma	1,5323	2,5169	0,0716

Estes escores representam as distâncias entre a nova observação e os três grupos de estresse térmico. Ao comparar o somatório das funções discriminantes tem-se que a observação do exemplo está mais próxima do grupo 3 (menor distância = 0,07) e mais distante do grupo 2 (maior distância = 2,52), como pode ser visto a seguir:

$$\sum_{j=1}^{m} \left[\underline{\beta_{j}} \left(\underline{X} - \overline{\underline{x}}_{3} \right) \right]^{2} < \sum_{j=1}^{m} \left[\underline{\beta_{j}} \left(\underline{X} - \overline{\underline{x}}_{1} \right) \right]^{2} < \sum_{j=1}^{m} \left[\underline{\beta_{j}} \left(\underline{X} - \overline{\underline{x}}_{2} \right) \right]^{2}$$

$$= 0.07 < 1.53 < 2.52$$

Lembrando que a FDL classifica a observação com base na distância, a observação será classificada no grupo ao qual ela estiver mais próxima. No caso do exemplo apresentado, a observação é classificada no grupo 3.

Este é o procedimento que deve ser aplicado para cada nova observação ou indivíduo que se deseja classificar. No exemplo apresentado, a Equação 4 foi desmembrada para facilitar a compreensão de sua utilização.

CONCLUSÕES

Para o desenvolvimento do modelo preditivo para avaliação da sensação térmica em espaços abertos em Curitiba, foram testados dois métodos estatísticos Função Discriminante Linear (FDL) e o Modelo de Regressão Logístico (MRL). Estes dois métodos são denominados de métodos de discriminação ou classificação, pois classificam indivíduos de uma amostra em categorias ou grupos pré-definidos.

A comparação das taxas de acerto (total e por categoria) obtidas pela FDL e pelo MRL mostrou resultados os resultados obtidos nos dois métodos são semelhantes, independentemente da combinação das variáveis (Ta, Va, RS, Trm, UR e UA).

O MRL obteve maior porcentagem (em torno de 65%) de acerto total – razão entre o número de observações classificadas corretamente e o número total de observações - porém, a taxa de acerto por categorias (razão entre o número de observações classificadas corretamente e o número de observações na categoria) foi baixa. Em geral, o MRL classifica a maioria dos indivíduos na categoria 2 (conforto), classificando corretamente aproximadamente 30% de indivíduos nas categorias 1 e 3. A FDL tem taxa de classificação total mais baixa que o MRL, em torno de 52%. Entretanto, a FDL tem maior porcentagem de acertos por categorias, sendo assim, escolhida como o modelo mais adequado para avaliar a sensação térmica de usuários de espaços abertos em Curitiba/PR.

A escolha das variáveis independentes pode ser feita com base nos dados disponíveis para análise. Para o modelo preditivo de Curitiba, optou-se por utilizar a

temperatura do ar (Ta), a umidade relativa (UR), a velocidade do ar (Va) e a radiação solar (RS).

A taxa de acerto de aproximadamente 50% obtida pela FDL é similar ao resultado obtido por Nikolopoulou e Steemers (2003), ao analisar aspectos psicológicos relacionados à sensação térmica. Os autores afirmam que as variáveis climáticas têm forte influência na sensação térmica, mas estas explicam aproximadamente 50% da variação entre a avaliação objetiva e subjetiva de conforto. O restante pode ser explicado por questões de adaptações físicas, fisiológicas e psicológicas. O ambiente é percebido por cada pessoa de maneira diferente, sendo que a resposta humana ao estímulo físico não está diretamente relacionada à magnitude deste estímulo, mas depende da informação que as pessoas têm de determinada situação. Diferente dos aspectos físicos que podem ser quantificados, não é possível medir o efeito das adaptações psicológicas. Entretanto, o entendimento da relação entre estes fatores psicológicos pode ajudar a verificar se o desenho urbano os influencia, e vice-versa.

AGRADECIMENTOS

Ao CNPq e à CAPES pelo apoio financeiro sob a forma de Projeto Universal, concessão de bolsas de mestrado, doutorado e doutorado sanduíche.

REFERÊNCIAS

ALI-TOUDERT, F.; MAYER, H. Effects of street design on outdoor thermal comfort. In: Kiss, A., Mezősi, G., Sümeghy, Z. (eds.). Landscape, Environment and Society. Studies in Honour of Professor Ilona Bárány-Kevei on the Occasion of Her Birthday. SZTE Éghajlattani és Tájföldrajzi Tanszék, Természeti Földrajzi és Geoinformatikai Tanszék, Szeged, p.45-55, 2006.

ANDRUSKI GUIMARÃES, Inácio. Construção e avaliação de uma regra de reconhecimento e classificação de clientes de uma instituição financeira com base na análise multivariada. 2000. 142 f. **Dissertação** (Mestrado em Métodos Numéricos em Engenharia). Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2000.

ASHRAE. **Standard 55** - Thermal environmental conditions for human occupancy. ASHRAE, Atlanta, 2004.

ASSOCIAÇÃO COMERCIAL DO PARANÁ. Calçadão da XV vai brilhar de novo. 22 de novembro de 2007. Disponível em: http://www.acpr.com.br/index.php?a=novembro_2007.php Acesso em 04 nov. 2009.

BARLATI, Amanda B.; BUENO-BARTHOLOMEI, Carolina L. Calçadão de Presidente Prudente — SP: o conforto térmico em espaços públicos abertos. In: XI Encontro Nacional de Conforto no Ambiente Construído, 11, 2011, Búzios, RJ. **Anais**... Búzios, RJ: ENTAC, 2011. 1 CD-ROM.

BRUSANTIN, Giovana N.; FONTES, Maria S. G. C. Conforto térmico em espaços públicos de permanência: uma experiência na cidade de Bauru-SP. In: X Encontro Nacional de Conforto no Ambiente Construído, 10, 2009, Natal, RN. **Anais...** Natal, RN: ENTAC, 2009. 1 CD-ROM.

CAMPBELL, S. **Application Note**: Weather Station Sitting and Installation Tools, 1997.

COSTA, Angelina D. L. Análise bioclimática e investigação do conforto térmico em ambientes externos: uma experiência no bairro de Petrópolis, em Nata/RN. 2003. 183f. **Dissertação** (Mestrado em Arquitetura e Urbanismo). Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2003.

DACANAL, Cristiane; RIBEIRO, Bruno; RANCURA, Raquel L.; LABAKI, Lucila C. Conforto térmico em espaços livres públicos: estudo de caso em Campinas, SP. In: X Encontro Nacional de Conforto no Ambiente Construído, 10, 2009, Natal, RN. **Anais...** Natal, RN: ENTAC, 2009. 1 CD-ROM.

DANNI-OLIVEIRA, I. M. Aspectos climáticos Curitiba-PR. In: **Ra'ega**. Curitiba: Editora da UFPR, n.3, p.229-253, 1999.

FANGER, Povl O. **Thermal Comfort**. Florida: Robert E. Krieger Publishing Co., 1982.

FILL, Heinz D.; SUGAI, Martha R. V. B.; HILU, Andrey. Caracterização climatológica da região metropolitana de Curitiba. **Engenharia e Construção**, Curitiba, n.28, p.17-21, jan. 1999.

HAIR, Joseph F.; ANDERSON, Rolph E.; TATHAM, Roland L.; BLACK, William C. **Análise Multivariada de Dados**. Trad. Adonai Schlup Sant'Anna e Anselmo Chaves Neto. 5.ed. Porto Alegre: Bookman, 2005. p. 32.

HIRASHIMA, Simone Q. da S. Calibração do índice de conforto térmico temperatura fisiológica equivalente PET para espaços abertos do município de Belo Horizonte, MG. 2010, 225f. **Dissertação** (Mestrado em Ambiente Construído e Patrimônio Sustentável). Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2010.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. ISO 7726. **Ergonomics of the thermal environments – Instruments for measuring physical quantities**. Genève: ISO, 1998.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. ISO 10551. Ergonomics of the thermal environments – Assessment of the influence of the thermal environment using subjective judgment scales. Genève: ISO, 1995.

JOHANSSON, E. Influence of urban geometry on outdoor thermal comfort in a hot dry climate: A study in Fez, Morocco. **Building and Environment**, v.41, p.1326–1338, 2006. doi:10.1016/j.buildenv.2005.05.022

JOHANSSON, E.; EMMANUEL, R. The influence of urban design on outdoor thermal comfort in the hot, humid city of Colombo, Sri Lanka. **International Journal of Biometeorology**, v.51, p. 119-133, 2006. doi:10.1007/s00484-006-0047-6

MENDONÇA, F. Clima e criminalidade. Curitiba: Editora de UFPR, 2001.

MONTEIRO, Carlos Augusto F. Clima. **A grande região sul**, Rio de Janeiro: IBGE, Tomo I, v.IV, p.114-166, 1968.

MONTEIRO, Leonardo M. Modelos preditivos de conforto térmico: quantificação de relações entre variáveis microclimáticas e de sensação térmica para avaliação e projeto de espaços abertos. 2008. 382 f. **Tese** (Doutorado em Tecnologia da Arquitetura e do Urbanismo). Faculdade de Arquitetura e Urbanismo, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2008.

NIKOLOPOULOU, Marialena. **Outdoor Comfort**. In: Steemers, Koen; Steane, Mary Ann (eds,). Environmental Diversity in Architecture, Chapter 7, p,101-119, Spon Press: Oxford, 2004a.

NIKOLOPOULOU, Marialena. **Designing open spaces in the urban environment**: a bioclimatic approach. Grécia, CRES, 2004b.

NIKOLOPOULOU, Marialena; LYKOUDIS, S. Thermal comfort in outdoor urban spaces: Analysis across different European countries. **Building and Environment**, v.41, p.1455-1470, 2006. doi:10.1016/j.buildenv.2005.05.031

NIKOLOPOULOU, Marialena; STEEMERS, Koen. Thermal comfort and psychological adaptation as a guide for designing urban spaces. In: **Energy and Buildings**, v.35, p.95-101, 2003. doi: 10.1016/S0378-7788(02)00084

ROSSI, Francine A. Proposição de metodologia e de modelo preditivo para avaliação da sensação térmica em espaços abertos em Curitiba. 2012. 188 f. **Tese** (Doutorado em Tecnologia). Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2012. ROSSI, Francine A.; KRÜGER, Eduardo L.; BRÖDE, Peter. Definição de faixas de estresse térmico para espaços abertos em Curitiba, Paraná. In: XI Encontro Nacional de Conforto no Ambiente Construído, 11, 2011, Búzios, RJ. **Anais...** Búzios, RJ: ENTAC, 2011. 1 CD-ROM.

ROSSI, Francine A.; KRÜGER, Eduardo L.; NIKOLOPOULOU, Marialena A influência da configuração urbana no microclima e sensação térmica em ruas de

pedestre de Curitiba, Paraná. In: XI Encontro Nacional de Conforto no Ambiente Construído, 11, 2011, Búzios, RJ. **Anais...** Búzios, RJ: ENTAC, 2011. 1 CD-ROM.

SHIMAKAWA, Andréa H.; BUENO-BARTHOLOMEI, Carolina L. Aplicação dos modelos preditivos de conforto PET e PMV em Presidente Prudente-SP: estudo de caso - parque do povo. In: X Encontro Nacional de Conforto no Ambiente Construído, 10, 2009, Natal, RN. **Anais...** Natal, RN: ENTAC, 2009. 1 CD-ROM.

SHINYASHIKI, Letícia A. V.; BUENO-BARTHOLOMEI, Carolina L. Praça Nove de Julho: o conforto térmico em espaços públicos abertos na cidade de Presidente Prudente – SP. In: XI Encontro Nacional de Conforto no Ambiente Construído, 11, 2011, Búzios, RJ. **Anais...** Búzios, RJ: ENTAC, 2011. 1 CD-ROM.

SOUZA, Léa Cristina L.; TENTE, Cezar M.; GIUNTA, Mariene B.; NAKATA, Camila. Fator de visão do céu e intensidade de ilhas de calor na escala do pedestre. **Ambiente Construído**, v.10, n.4, p.155-167, out./dez. 2010. ENTAC: Porto Alegre, 2010.

THORSSON, S.; LINDBERG, F.; ELIASSON, I.; HOLMER B. Different methods for estimating the mean radiant temperature in an outdoor urban setting. **International Journal of Biometeorology**, v.27, p.1983–1993, 2007. doi:10.1002/joc.1537

WERKEMA, Maria Cristina C.; AGUIAR, Silvio. **Análise de regressão**: como entender o relacionamento entre as variáveis de um processo. Fundação Christiano Ottoni: Escola de Engenharia da UFMG, 1996.