

Análise da temperatura de Florianópolis (SC) utilizando uma abordagem GAMLSS

Viviane C. Silva^{†1}, Luiz R. Nakamura², Thiago G. Ramires³, Geraldo M. C. Pereira²

¹Programa de Pós-Graduação em Estatística e Experimentação Agropecuária. Universidade Federal de Lavras (UFLA).

²Departamento de Estatística. Universidade Federal de Lavras (UFLA).

³Departamento de Matemática. Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).

Resumo: Compreender a variabilidade dos elementos climáticos na temperatura é relevante para atividades econômicas e para o cotidiano das pessoas. Ciente disso, o objetivo do estudo é analisar a temperatura média da cidade de Florianópolis – SC no período de um ano (01 de julho de 2021 a 30 de junho de 2022). Para isso, foram consideradas as seguintes variáveis explicativas candidatas: data da medição (tempo), temperatura em ponto de orvalho, precipitação total, pressão atmosférica, umidade e velocidade do vento. Para a modelagem, foram utilizados os modelos aditivos generalizados para localização, escala e forma (GAMLSS) por conta de sua flexibilidade para explicar o comportamento da variável resposta. A distribuição escolhida para representar a resposta foi a Box-Cox exponencial potência (BCPE), uma vez que ela é capaz de modelar variáveis que assumem valores positivos e apresentam diferentes graus de curtose. Para o processo de seleção de covariáveis em cada um dos parâmetros da distribuição, foi utilizado um processo de seleção de variáveis baseado no stepwise. Com base nos resíduos obtidos a partir do modelo final verificou-se que ele é adequado para explicar o conjunto de dados em questão.

Palavras-chave: Clima; Meteorologia; Regressão distribucional; Variabilidade.

Abstract: Understanding the variability of climate elements in the temperature is important for economic activities and people's daily lives. With this in mind, the main aim of this paper is to analyse the average temperature of Florianópolis, SC over a one-year period (1 July 2021 to 30 June 2022). The following explanatory variables were considered for this task: date (time), dew point temperature, total precipitation, atmospheric pressure, humidity, and wind speed. The generalised additive models for location, scale and shape (GAMLSS) were used due to their flexibility to explain the behaviour of the response variable. The Box-Cox power exponential (BCPE) distribution was chosen to explain the response since it can deal with positive variables with varying degrees of kurtosis. A stepwise-based method was performed to select covariates in each of the distribution's parameters. The residuals obtained from the final model were found to be adequate for explaining the data set.

Keywords: Climate; Meteorology; Distributional regression; Variability.

Introdução

Compreender a variabilidade dos elementos climáticos na temperatura é relevante para atividades econômicas e para o cotidiano das pessoas. O clima se dá pelo comportamento e a atuação das condições da atmosfera em um dado local, consistindo em uma série de padrões climáticos que se sucedem e se repetem ciclicamente durante um período de meses ou anos. Nas ciências agrícolas, por exemplo, a variabilidade do clima pode afetar o rendimento nas colheitas como podemos observar em (BARLOW et al., 2015).

[†] Autora correspondente: viviane.silva3@estudante.ufla.br.

A caracterização da temperatura do ar de uma região pode ser realizada por meio da interpolação dos valores medidos em estações meteorológicas. Segundo Silva e Assunção (2004), a saúde humana, a energia e o conforto são afetados mais pelo clima do que por qualquer outro elemento do meio ambiente, a exemplo de doenças “induzidas pelo clima”. Logo, o corpo humano sofre uma diminuição da sua resistência, por conta da mudança e temperaturas extremas. Não obstante, segundo Guimarães (2011), a temperatura tem forte influência no número de notificações de doenças respiratórias, tanto para idosos como para crianças.

Com as informações supracitadas, tem-se interesse específico no estudo da cidade de Florianópolis, capital do Estado de Santa Catarina. De modo geral, a cidade é frequentemente afetada pelas inúmeras mudanças no tempo, na pressão atmosférica, e, ainda, alta umidade relativa do ar, como pode-se observar nos trabalhos de Mendonça (2002) e Herrmann et al. (2009). Assim, o objetivo deste trabalho situa-se em uma análise da temperatura da cidade de Florianópolis – SC, relacionando-a com variáveis climáticas específicas. Para tal, foram considerados os modelos aditivos generalizados para locação, escala e forma (GAMLSS), propostos por Rigby e Stasinopoulos (2005).

Material e métodos

Conjunto de dados

O conjunto de dados utilizado neste trabalho foi obtido diretamente do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) e corresponde a 365 observações da estação meteorológica automática A806, em Florianópolis – SC, localizada na latitude -27,602530 e longitude -48,620096 a 4,87 metros de altitude, durante o período de 01 de julho de 2021 a 30 de junho de 2022. A temperatura média (em °C) na cidade é a variável resposta, e, para sua explicação, são consideradas as seguintes covariáveis candidatas: tempo (em dias), temperatura em ponto de orvalho (em °C), precipitação total (em mm), pressão atmosférica (em mB), umidade (em %) e velocidade do vento (em m.s⁻¹).

Modelagem estatística

Conforme descrito na seção de Introdução, neste trabalho, os GAMLSS serão empregados com o intuito de se explicar a temperatura média na cidade de Florianópolis. Os GAMLSS são modelos de regressão semi-paramétricos em que uma distribuição é escolhida para a resposta e diferentes estruturas de regressão são consideradas para explicar cada um de seus parâmetros, isto é, são selecionadas quais covariáveis afetam, por exemplo, a mediana ou a assimetria da distribuição da resposta. Os GAMLSS vêm recebendo grande destaque, teórico e prático, nos mais diversos campos do conhecimento, como, por exemplo, nas ciências médicas (RAMIRES et al., 2018), agrárias (RIGHETTO et al., 2019), atuariais (RAMIRES et al., 2021b), nos esportes (NAKAMURA et al., 2019) e na produção animal (NAKAMURA et al., 2022a).

A distribuição de probabilidade associada ao modelo que será utilizada neste trabalho é a Box-Cox exponencial potência (BCPE), proposta por Rigby e Stasinopoulos (2004). Algumas aplicações recentes dos GAMLSS baseados na distribuição BCPE podem ser vistas em Yamada et al. (2020), Costa et al. (2022) e Nakamura et al. (2022b).

Matematicamente, uma variável aleatória $Y > 0$ segue uma distribuição BCPE, definida pela transformação da variável aleatória Z dada por

$$Z = \begin{cases} \frac{1}{\sigma\nu} \left[\left(\frac{Y}{\mu} \right)^\nu - 1 \right], & \text{se } \nu \neq 0 \\ \frac{1}{\sigma} \log \left(\frac{Y}{\mu} \right), & \text{se } \nu = 0 \end{cases},$$

em que $\mu > 0$, $\sigma > 0$, $-\infty < \nu < \infty$ e Z segue distribuição exponencial potência com parâmetro $\tau > 0$. Os parâmetros da distribuição BCPE são diretamente interpretáveis (RIGBY et al., 2019), característica desejável nos GAMLSS (RAMIRES et al., 2021a): μ é exatamente a mediana, σ é aproximadamente o coeficiente de variação, ν é o parâmetro de assimetria e τ o parâmetro relacionado à curtose.

Rigby e Stasinopoulos (2004) definem um GAMLSS baseado na distribuição BCPE como sendo

$$\begin{aligned}\log(\mu) &= \mathbf{X}_1\boldsymbol{\beta}_1 + \sum_{j=1}^{J_1} s_{j1}(\mathbf{x}_{j1}) \\ \log(\sigma) &= \mathbf{X}_2\boldsymbol{\beta}_2 + \sum_{j=1}^{J_2} s_{j2}(\mathbf{x}_{j2}) \\ \nu &= \mathbf{X}_3\boldsymbol{\beta}_3 + \sum_{j=1}^{J_3} s_{j3}(\mathbf{x}_{j3}) \\ \log(\tau) &= \mathbf{X}_4\boldsymbol{\beta}_4 + \sum_{j=1}^{J_4} s_{j4}(\mathbf{x}_{j4}),\end{aligned}$$

em que \mathbf{X}_k , $k = 1, \dots, 4$, é uma matriz de delineamento, $\boldsymbol{\beta}_k = (\beta_{1k}, \dots, \beta_{J_k k})^\top$ é o vetor de parâmetros e $s_{jk}(\cdot)$ é uma função de suavização que explica o relacionamento entre a covariável x_{jk} e o parâmetro da distribuição BCPE, que, neste trabalho, trata-se de um P-spline (EILERS e MARX, 1996).

No que tange à estimação dos GAMLSS, usualmente emprega-se o método da máxima verossimilhança penalizada, conforme disponível em Stasinopoulos e Rigby (2005). Ademais, diferentes estratégias podem ser adotadas com o intuito de se selecionar as estruturas de regressão (diferentes covariáveis) para cada um dos parâmetros. Conforme afirmado por Ramires et al. (2021c), o protocolo mais utilizado para este fim é denominado Estratégia A, que consiste em uma metodologia baseada nos conhecidos procedimentos *stepwise* baseados em critérios de informação, como o de Akaike (AKAIKE, 1974). Mais detalhes sobre sua construção e aplicação podem ser encontrados em Nakamura et al. (2017) e Stasinopoulos et al. (2017).

Resultados e discussões

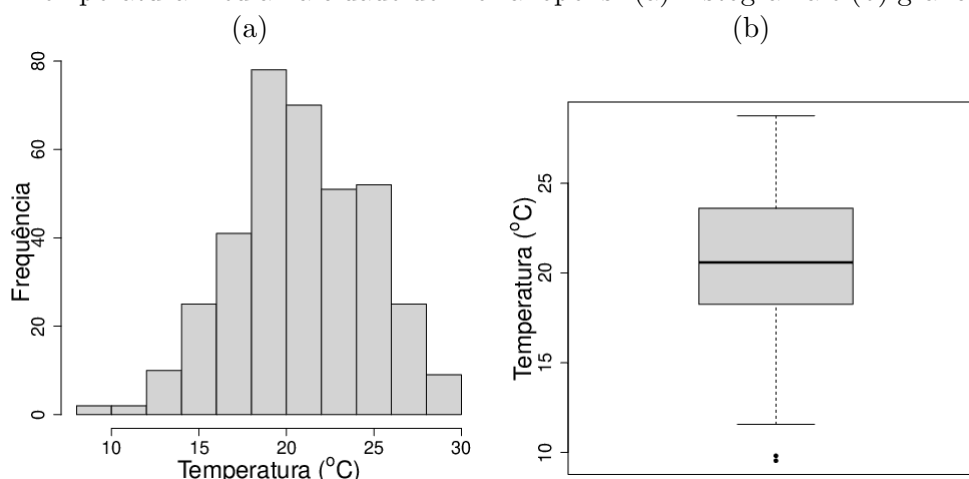
A Tabela 1 apresenta algumas medidas descritivas da variável resposta temperatura média (em °C) da cidade de Florianópolis, onde observamos que a resposta média e mediana durante o período de estudo é de 20,81 °C e 20,59 °C, respectivamente, com desvio padrão de 3,81 °C.

Tabela 1: Medidas descritivas acerca da temperatura média na cidade de Florianópolis

Média	Mediana	Desvio padrão	Assimetria	Curtose
20,81	20,59	3,81	-0,09	-0,39

A distribuição marginal da resposta (Figura 1) é simétrica (coeficiente de assimetria equivalente a -0,09) e possui caudas relativamente mais leves (platicúrtica) do que a distribuição normal (coeficiente de curtose igual a -0,39). Baseado nas características citadas, a distribuição BCPE, apresentada na seção de Material e Métodos, torna-se uma potencial e interessante alternativa para modelar o conjunto de dados em estudo.

Figura 1: Temperatura média na cidade de Florianópolis: (a) histograma e (b) gráfico de caixas



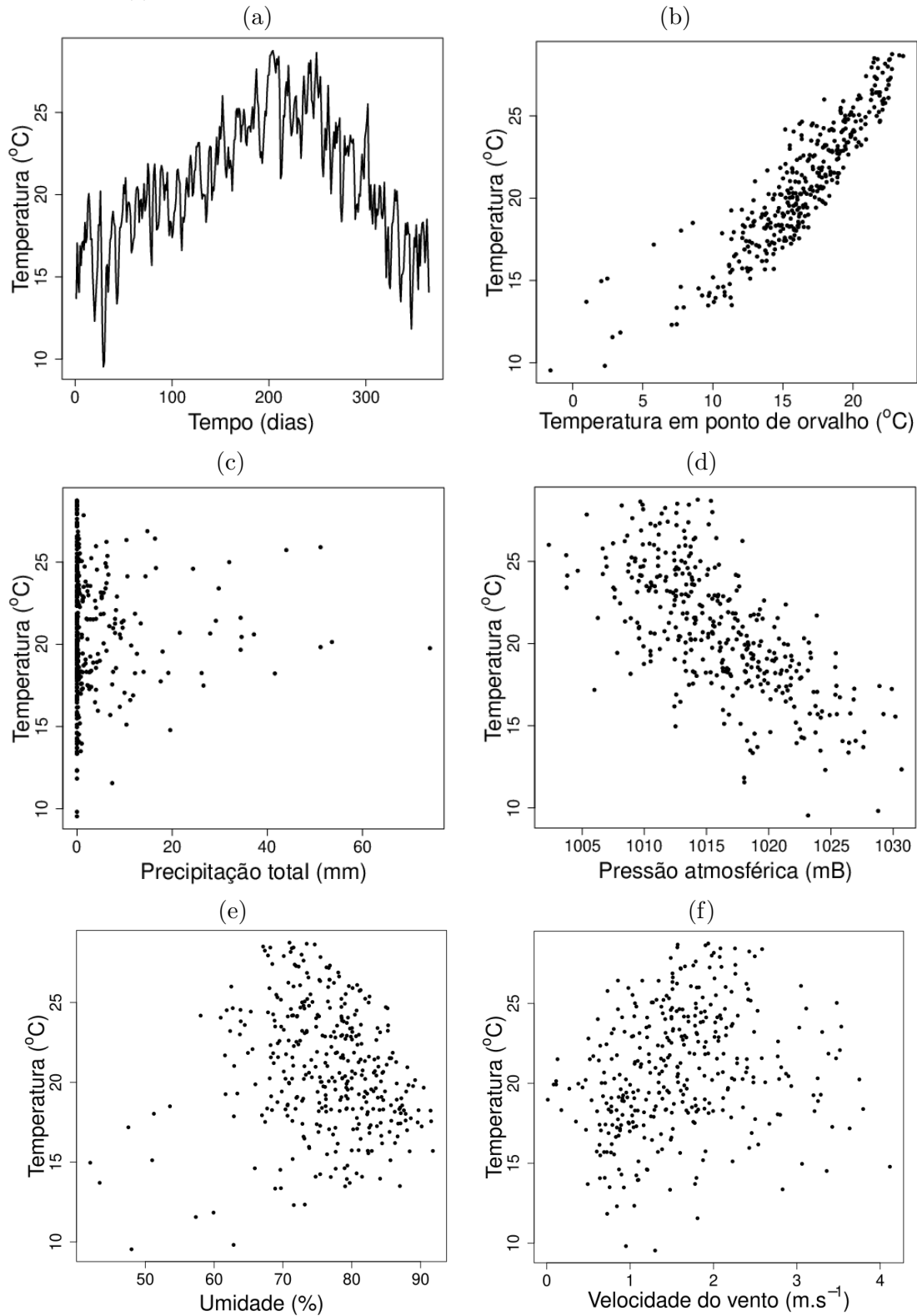
Fonte: Autores.

Uma vez escolhida a potencial distribuição a ser considerada no modelo, observam-se os relacionamentos, dois a dois, entre a resposta e cada uma das variáveis explicativas candidatas (Figura 2). Conforme pode-se observar no Painel (a), há um aumento na temperatura média da cidade de Florianópolis até, aproximadamente, o dia 200 e, depois, uma queda nesta característica. Tal resultado é esperado, uma vez que essas observações foram coletadas a partir do dia 01 de julho de 2021. Assim, as mais altas temperaturas médias são verificadas na estação de verão. O Painel (b) apresenta o relacionamento linear positivo entre a resposta e a temperatura em ponto de orvalho. A temperatura de ponto de orvalho é um bom indicador da quantidade de água existente numa parcela ou pacote de ar (TALAIA e VIGÁRIO, 2016). Os pontos de orvalho que estão concentrados no intervalo de 16 °C a 18 °C são os dias de melhor sensação no ser humano, enquanto que acima de 18 °C já há uma sensação desconfortável. Nos dados estudados, pode-se observar que essa temperatura de orvalho, passa desse limiar, uma vez que a cidade Florianópolis é considerada uma cidade fria.

Na Figura 2 (c), observa-se, conforme esperado, a quantidade excessiva de precipitação igual a zero. Correlação negativa pode ser verificada entre a resposta e a pressão atmosférica (Painel (d)). Segundo Jardim (2011), a pressão atmosférica do ar está sujeita a variações horárias, diárias, mensais, altitudinais e latitudinais. A relação entre temperatura média e umidade é apresentada no Painel (e), onde nota-se níveis, em geral, superiores a 60%, corroborando com o trabalho de Murara (2012), trazendo à população uma sensação de calor extremo que resulta na dificuldade de evaporação do suor do corpo humano. Segundo a Organização Mundial da Saúde (OMS) a umidade ideal para a saúde dos seres humanos deve estar entre 50 e 60% (CEPAGRI/UNICAMP, 2008).

A Figura 2 (f) apresenta o relacionamento entre a temperatura média e a velocidade do vento. Apesar da grande variabilidade, há uma relação linear positiva. Observa-se que a velocidade do vento na maioria das observações fica em torno de $0,5 \text{ m.s}^{-1}$ a $2,5 \text{ m.s}^{-1}$ (ou $1,8 \text{ km.h}^{-1}$ a 9 km.h^{-1}). Conforme a escala de Beaufort (WMO, 2008), os níveis do vento indicam a ocorrência de ar calmo a brisa fraca durante todo o estudo. Cabe ressaltar que para os meses de dezembro a março, estação de verão, a intensidade do vento extrapola os 3 m.s^{-1} em determinados dias, sendo a velocidade máxima atingida na estação de, aproximadamente, $4,12 \text{ m.s}^{-1}$ (ou $14,83 \text{ km.h}^{-1}$).

Figura 2: Relacionamento entre a resposta temperatura média e variáveis explicativas: (a) tempo em dias; (b) temperatura em ponto de orvalho; (c) precipitação total; (d) pressão atmosférica; (e) umidade; e (f) velocidade do vento



Fonte: Autores.

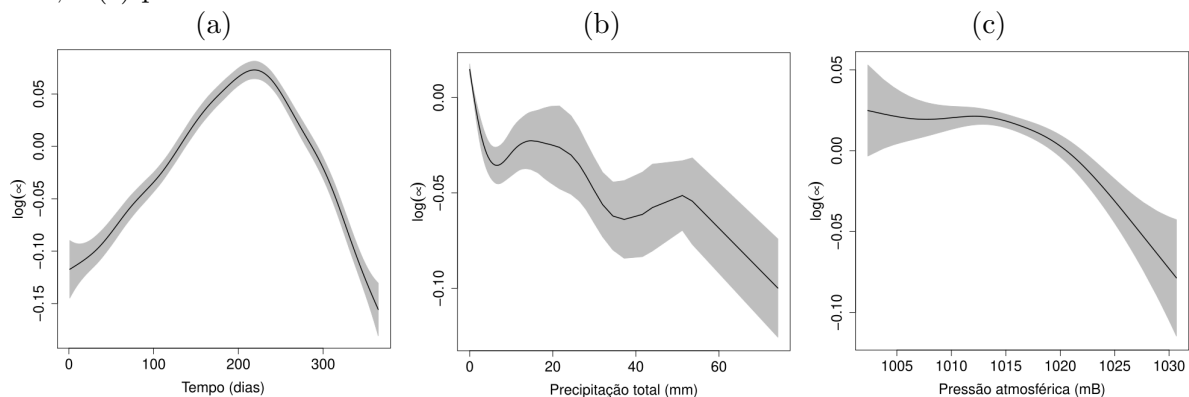
Para o processo de seleção das covariáveis em cada uma das estruturas de regressão foi utilizada a Estratégia A, com base no critério de informação de Akaike. O modelo final, após a aplicação do procedimento é dado a seguir.

$$\begin{aligned}\log(\hat{\mu}) &= 11,1734 + s(\text{Tempo}) + s(\text{Precipitação}) + s(\text{Pressão}) + 0,0306 \text{ Orvalho} \\ \log(\hat{\sigma}) &= -2,0180 - 0,0832 \text{ Orvalho} + 0,1328 \text{ Vento} \\ \hat{\nu} &= -2,3982 + 0,0126 \text{ Tempo} + 0,6635 \text{ Precipitação} \\ \hat{\tau} &= 2,3555\end{aligned}$$

Pode-se observar que funções de suavização foram necessárias somente para modelar $\hat{\mu}$. Conforme indicado por Ramires et al. (2019), os valores- p associados à covariáveis modeladas a partir de tais funções não devem ser interpretados. Nestes casos, apenas o efeito da função sobre o parâmetro da distribuição da resposta é avaliado graficamente (Figura 3).

O Painel (a) apresenta a influência da variável tempo em relação à mediana da temperatura média na cidade de Florianópolis. O comportamento observado coincide exatamente com o apresentado na Figura 2(a), isto é, as maiores temperaturas são observadas na estação de verão. O Painel (b) indica que diferentes valores de precipitação exercem um efeito negativo ou constante na mediana da temperatura média. O Painel (c) mostra que a mediana da temperatura média é constante até, aproximadamente, 1015 mB e, após este limiar, a mediana decresce. Além dessas três variáveis utilizadas para explicar $\hat{\mu}$, há ainda o efeito da temperatura em ponto de orvalho, estatisticamente significativa (valor- $p < 0,05$): para cada 1 °C a mais observado nesta variável, espera-se um aumento de 0,0306 °C na temperatura média da cidade.

Figura 3: Relacionamento entre a resposta mediana e as covariáveis: (a) tempo; (b) precipitação total; e (c) pressão atmosférica



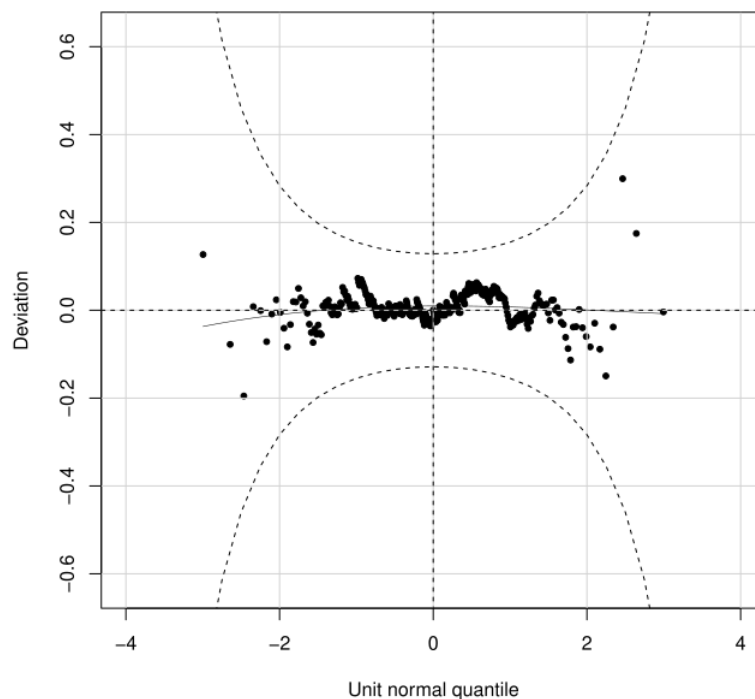
Fonte: Autores.

Em relação ao coeficiente de variação ($\hat{\sigma}$), duas covariáveis foram significativas (valor- $p < 0,05$): i) a cada 1 °C a mais na temperatura em ponto de orvalho, há um decréscimo de 0,0832 unidades no coeficiente de variação da temperatura média na cidade de Florianópolis; ii) a cada 1 mm a mais de precipitação, há um aumento esperado de 0,1328 unidades no coeficiente de variação da resposta.

A variável tempo em $\hat{\nu}$ foi considerada não significativa (valor- $p=0,1027$). Entretanto, mesmo após esta constatação, ela foi mantida no modelo uma vez que, como aponta Lee et al. (2016), deve-se ter cautela em se remover variáveis após o processo de seleção. Em relação à variável precipitação (valor- $p < 0,05$), a cada 1 mm a mais de chuva, espera-se um aumento de 0,6635 unidades na assimetria. Finalmente, a curtose ($\hat{\tau}$) foi modelada como uma constante, igual a 2,3555. Conforme pode ser visto em Rigby e Stasinopoulos (2004), quando $\hat{\tau} > 2$ a distribuição BCPE é platicúrtica.

A Figura 4 apresenta o *worm plot* (VAN BUUREN e FREDRIKS, 2001) construído a partir dos resíduos quantílicos normalizados (DUNN e SMYTH, 1996). Uma vez que os pontos estão todos dentro das bandas de 95% de confiança e nenhum padrão específico é observado, pode-se afirmar que o modelo ajustado, isto é, o GAMLSS baseado na distribuição BCPE provém um bom ajuste ao conjunto de dados em estudo.

Figura 4: Resíduos quantílicos normalizados obtidos do ajuste do GAMLSS baseado na distribuição BCPE



Fonte: Autores.

Considerações finais

Neste trabalho, o uso dos modelos aditivos generalizados para locação, escala e forma (GAMLSS) foi adequado para modelar os dados de temperatura da cidade de Florianópolis – SC demonstrando a versatilidade desta metodologia nas mais diversas áreas de conhecimento. A distribuição escolhida para representar a variável resposta, Box-Cox exponencial potência (BCPE), mostrou-se adequada para explicar o conjunto de dados em questão. O modelo não só foi vantajoso para modelar o parâmetro de locação (mediana da temperatura) como também os parâmetros de escala (coeficiente de variação) e forma (assimetria e curtose, sendo este segundo apenas modelado por uma constante). Assim, foi possível descrever e interpretar a natureza da variável resposta de uma forma mais objetiva. Finalmente, o gráfico *worm plot* construído a partir dos resíduos quantílicos normalizados nos propicia uma ferramenta para afirmar que o modelo em questão é razoável para descrever o conjunto de dados em estudo.

Agradecimentos

A primeira autora agradece o apoio financeiro recebido pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES).

Referências

- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 19, p. 716-723, 1974.
- BARLOW, J. W.; CHRISTY, B. P.; O'LEARY, G. J.; RIFFKIN, P. A.; NUTTALL, J. G. Simulating the impact of extreme heat and frost events on wheat crop production: a review. *Field Crops Research*, v. 171, p. 109-119, 2015.
- CEPAGRI/UNICAMP. *Escala psicrométrica Unicamp para indicação de níveis de umidade relativa do ar prejudiciais à saúde humana*. 2008. Disponível em: <http://www.cpa.unicamp.br/artigos-especiais/umidade-do-arsaude-no-inverno.html>
- COSTA, A. C. L.; OLIVEIRA, A. D. M.; CARACIOLO, J. P. S.; LUCENA, L. R. R.; LEITE, M. L. M. V. A GAMLSS approach to predicting growth of *Nopalea cochenillifera* Giant Sweet clone submitted to water and saline stress. *Acta Scientiarum. Agronomy*, v. 44, p. e54939, 2022.
- DUNN, P. K.; SMYTH, G. K. Randomized quantile residuals. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, v. 5, p. 236-244, 1996.
- EILERS, P. H. C.; MARX, B. D. Flexible smoothing with B-splines and penalties. *Statistical Science*, v. 11, p. 89-121, 1996.
- GUIMARÃES, P. R. B.; BERGER, R.; PEREZ, F. L.; PIRES, P. T. L. Relações entre as doenças respiratórias e a poluição atmosférica e variáveis climáticas na cidade de Curitiba, Paraná, Brasil. *Floresta*, v. 42, p. 817-828, 2012.
- HERRMANN, M. L. P.; CARDOZO, F. S.; BAUZYS, F.; PEREIRA, G. Frequência dos desastres naturais no estado de santa catarina no período de 1980 a 2007. In: Encontro de geógrafos de América Latina, 12. Montevideo, Uruguay. *Anais...*, 2009. p. 1-12. DVD. Disponível em: <http://urlib.net/ibi/J8LNKAN8RW/36KNHCP>.
- JARDIM, C. H. Relações entre temperatura, umidade relativa do ar e pressão atmosférica em área urbana: comparação horária entre dois bairros no município de São Paulo-SP. *Revista Geografias*, v. 7, p. 128-142, 2011.
- LEE, J. D.; SUN, D. L.; SUN, Y; TAYLOR, J. E. Exact post-selection inference, with application to the lasso. *The Annals of Statistics*, v. 44, p. 907-927, 2016.
- MURARA, P. G.; MENDONÇA, M.; BONETTI, C. O clima e as doenças circulatórias e respiratórias em Florianópolis/SC. *Hygeia*, v. 9, 2013.
- MENDONÇA, M. *A dinâmica tempo-espacial do clima subtropical na região conurbada de Florianópolis/SC*. Tese (Doutorado em Geografia Física). Departamento de Geografia da F.F.L.C.H./USP. São Paulo, 2002.
- NAKAMURA, L. R.; CERQUEIRA, P. H. R.; RAMIRES, T. G.; PESCIM, R. R.; RIGBY, R. A.; STASINOPOULOS, D. M. A new continuous distribution on the unit interval applied to modelling the points ratio of football teams. *Journal of Applied Statistics*, v. 46, p. 416-431, 2019.

NAKAMURA, L. R.; RAMIRES, T. G.; RIGHETTO, A. J.; PESCIM, R. R.; ROQUIM, F. V.; SAVIAN, T. V.; STASINOPOULOS, D. M. Cattle reference growth curves based on centile estimation: A GAMLSS approach. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 192, p. 106572, 2022a.

NAKAMURA, L. R.; RAMIRES, T. G.; RIGHETTO, A. J.; SILVA, V.; KONRATH, A. C. Using the Box-Cox family of distributions to model censored data: a distributional regression approach. *Brazilian Journal of Biometrics*, v. 40, p. 407-414, 2022b.

NAKAMURA, L. R.; RIGBY, R. A.; STASINOPOULOS, D. M.; LEANDRO, R. A.; VILLEGAS, C.; PESCIM, R. R. Modelling location, scale and shape parameters of the Birnbaum-Saunders generalized t distribution. *Journal of Data Science*, v. 15, p. 221–237, 2017.

RAMIRES, T. G.; NAKAMURA, L. R.; RIGHETTO, A. J.; CARVALHO, R. J.; VIEIRA, L. A.; PEREIRA, C. A. B. Comparison between highly complex location models and GAMLSS. *Entropy*, v. 23, p. 469, 2021a.

RAMIRES, T. G.; NAKAMURA, L. R.; RIGHETTO, A. J.; KONRATH, A. C.; PEREIRA, C. A. B. Incorporating clustering techniques into GAMLSS. *Stats*, v. 4, p. 916–930, 2021b.

RAMIRES, T. G.; NAKAMURA, L. R.; RIGHETTO, A. J.; ORTEGA, E. M. M.; CORDEIRO, G. M. Predicting survival function and identifying associated factors in patients with renal insufficiency in the metropolitan area of Maringá, Paraná State, Brazil. *Cadernos de Saúde Pública*, v. 34, p. e00075517, 2018.

RAMIRES, T. G.; NAKAMURA, L. R.; RIGHETTO, A. J.; PESCIM, R. R.; MAZUCHELLI, J.; CORDEIRO, G. M. A new semiparametric Weibull cure rate model: fitting different behaviors within GAMLSS. *Journal of Applied Statistics*, v. 46, p. 2744–2760, 2019.

RAMIRES, T. G.; NAKAMURA, L. R.; RIGHETTO, A. J.; PESCIM, R. R.; MAZUCHELLI, J.; RIGBY, R. A.; STASINOPOULOS, D. M. Validation of stepwise-based procedure in GAMLSS. *Journal of Data Science*, v. 19, p. 96–110, 2021c.

RIGBY, R. A.; STASINOPOULOS, D. M. Smooth centile curves for skew and kurtotic data modelled using the Box-Cox power exponential distribution. *Statistics in Medicine*, v. 23, p. 3053-3076, 2004.

RIGBY, R. A.; STASINOPOULOS, M. D.; HELLER, G. Z.; DE BASTIANI, F. *Distributions for Modeling Location, Scale, and Shape: Using GAMLSS in R*. Boca Raton: CRC Press. 2019. 560 p.

RIGHETTO, A. J.; RAMIRES, T. G.; NAKAMURA, L. R.; CASTANHO, P. L. D. B.; FAES, C.; SAVIAN, T. V. Predicting weed invasion in a sugarcane cultivar using multispectral image. *Journal of Applied Statistics*, v. 46, p. 1–12, 2019.

SILVA, E. M.; ASSUNÇÃO, W. L. O clima da cidade de Uberlândia-MG. *Sociedade & Natureza*, v. 16, p. 91–107, 2004.

STASINOPOULOS, M. D.; RIGBY, R. A.; HELLER, G. Z.; VOUDOURIS, V.; DE BASTIANI, F. *Flexible Regression and Smoothing: Using GAMLSS in R*. Boca Raton: CRC

Press. 2017. 572 p.

TALAIA, M.; VIGÁRIO, C. *Temperatura de ponto de orvalho: um risco ou uma necessidade*, 2016. Disponível em: <http://hdl.handle.net/10316.2/39909>.

VAN BUUREN, S.; FREDRIKS, M. Worm plot: a simple diagnostic device for modelling growth reference curves. *Statistics in Medicine*, v. 20, p. 1259-1277, 2001.

WMO (World Meteorological Organization). *Guide to meteorological instruments and methods of observation*, 2008.

YAMADA, G.; JONES-SMITH, J. C.; CASTILLO-SALGADO, C.; MOULTON, L. H. Differences in magnitude and rates of change in BMI distributions by socioeconomic and geographic factors in Mexico, Colombia, and Peru, 2005–2010. *European Journal of Clinical Nutrition*, v. 74, p. 472–480, 2020.