

Fatores associados à depressão em gestantes na pandemia de COVID-19

Vanessa Maculan Silvério^{1†}, Elias Sabe¹, Viviane Costa Silva¹, Luiz Ricardo Nakamura², Thiago Gentil Ramires³, Roger Almeida Pereira Melo¹

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 do Paraná (UFPR)

Resumo: A gravidez é um período desafiador para as mulheres, especialmente durante a pandemia, quando houve um aumento significativo nos casos de depressão entre gestantes. Diante disso, este estudo visa identificar quais características desencadearam, neste período, depressão em mulheres grávidas. Como fatores de risco candidatos, foram considerados: idade da mãe, renda familiar anual, educação materna, nível de ansiedade, idade gestacional, preocupação com a exposição ao vírus, preocupações em prejudicar a saúde do bebê e colocar em risco a vida do bebê. Neste conjunto de dados, que contém 6.162 observações, a variável resposta depressão foi mensurada a partir de um questionário de auto-avaliação desenvolvido no Reino Unido para pesquisa da depressão pós-parto, denominado Edinburgh Postnatal Depression Scale (EDPS) e transformada para uma escala entre zero e um, em que o valor zero indica a ausência de qualquer sinal ou manifestação associada a depressão e o valor um indica a presença máxima de sinais depressivos. Assim, foram considerados os modelos aditivos generalizados para locação, escala e forma (GAMLSS) baseados na distribuição beta inflacionada de zero. Através de um procedimento baseado em stepwise, foram selecionadas covariáveis para cada um dos parâmetros da distribuição, permitindo-nos identificar as principais características para que a mulher não pontuasse na EDPS, bem como os principais fatores de risco para o desenvolvimento da depressão. A análise dos resíduos do modelo final demonstrou sua adequação para explicar os dados analisados. Este estudo contribui para uma compreensão mais aprofundada dos fatores que influenciam a saúde mental das gestantes durante a pandemia, fomentando ideias para a criação de políticas de saúde pública.

Palavras-chave: Distribuição beta; GAMLSS; Inflação de zeros; Regressão distribucional.

Factors associated with depression in pregnant women during the COVID-19 pandemic

Abstract: Pregnancy is a challenging period for women, especially during the pandemic, which saw a large increase in occurrences of depression among pregnant mothers. In light of this, the purpose of this study is to discover the features that contributed to depression in pregnant women at this time. The following risk factors were taken into account: the mother's age, annual family income, maternal education, anxiety level, gestational age, concern about virus exposure, concerns about hurting the baby's health, and the baby's life. In this dataset of 6,162 observations, the response variable depression was measured using the Edinburgh Postnatal Depression Scale (EDPS), a self-assessment questionnaire developed in the United Kingdom for postpartum depression research, and transformed into a scale of zero to one, where a value of zero indicates the absence of any signs or manifestations associated with depression and a value of one indicates the maximum presence of depressive signs. Thus, generalised additive models for location, scale, and shape (GAMLSS) based on the zero-inflated beta distribution were considered. Covariates were selected for each of the distribution parameters using a stepwise-based method, allowing us to detect the primary features that lead to a woman scoring zero on the EDPS, as well as the main risk factors for developing depression. The residual analysis indicated that the fitted model was adequate for describing the analysed data. This study contributes to a better knowledge of the factors that influence pregnant women's mental health throughout the pandemic, generating recommendations for public health strategies.

Keywords: Beta distribution; Distributional regression; GAMLSS; Zero inflation.

† Autor correspondente: prof.vanessasilverio@gmail.com

Manuscrito recebido em: 07/06/2024

Manuscrito revisado em: 08/10/2024

Manuscrito aceito em: 10/10/2024

Introdução

A depressão é uma condição de saúde mental que ocorre com frequência em grande parte da população. De acordo com a Organização Mundial da Saúde (WHO, 2017), os transtornos depressivos são caracterizados pela presença de tristeza, sentimentos de culpa ou baixa autoestima, alterações no sono ou apetite, sensação de fadiga e dificuldade de concentração, podendo persistir por longos períodos ou se manifestar de forma recorrente, afetando significativamente a vida cotidiana dos indivíduos.

Essa condição foi intensificada durante a pandemia, devido à incerteza, o isolamento e os protocolos de segurança pública exigidos como medidas para reduzir a propagação do coronavírus (AYAZ, *et al.*, 2020). Diante deste cenário, alguns grupos foram considerados mais vulneráveis, como, por exemplo, as mulheres grávidas.

Além das preocupações habituais associadas à gestação, como a saúde do bebê e as mudanças físicas e emocionais, as mulheres grávidas passaram a enfrentar novas preocupações relacionadas à pandemia, pois a necessidade de isolamento dificultou o contato com sua rede de apoio, além de conviver com a sobrecarga de notícias e informações a respeito do crescente número de casos confirmados e óbitos causados pelo coronavírus (PAIXÃO, *et al.*, 2021).

Assim, o risco de desenvolver depressão gestacional que já é elevado, se intensifica devido às intensas preocupações relacionadas ao novo vírus, podendo causar sérios danos a saúde da mãe e do bebê, como apontam as pesquisas de Rabinowitz *et al.*, (2023) e King *et al.*, (2023).

Diante disso, este estudo visa identificar algumas características que desencadearam, neste período, depressão em mulheres grávidas. Para isso, foram considerados os modelos aditivos generalizados para locação, escala e forma (GAMLSS), propostos por Rigby e Stasinopoulos (2005), que possibilitam a modelagem de qualquer parâmetro de distribuição em função de variáveis explicativas, permitindo assim a seleção de diferentes estruturas de regressão para cada um deles.

Material e métodos

Conjunto de dados

Os dados utilizados neste trabalho são provenientes de uma pesquisa conduzida por Lebel *et al.* (2023) no Canadá, realizada entre abril de 2020 e abril de 2021. O conjunto de dados original possui 10.772 observações, entretanto, para este trabalho, após a remoção de observações com informações ausentes, foram utilizados um total de 6.162 observações.

Nesta análise, a variável resposta foi um índice de depressão avaliado por meio de um questionário de autoavaliação denominado *Edinburgh Postnatal Depression Scale* (EDPS) (COX *et al.*, 1987), desenvolvido no Reino Unido, para investigar a depressão pós-parto. Os resultados obtidos neste questionário foram transformados para uma escala entre zero e um, em que a pontuação zero indica a ausência de quaisquer sinais ou manifestações associadas à depressão, e a pontuação um indica a presença máxima de sintomas depressivos.

Os potenciais fatores de risco à depressão considerados neste trabalho são apresentados na Tabela 1, incluindo seus respectivos valores mínimo e máximo (ou categorias), unidades de medida e as abreviações que foram utilizadas ao longo deste trabalho.

Table 1: Variables, values/categories and abbreviation of the covariates used in the study.

Variável	Valores/Categorias	Abreviação
Idade da mãe	18,00 – 49,70 anos	Idade
Renda familiar anual	até US\$ 100 mil; US\$ 100 mil – 150 mil; mais do que US\$ 150 mil	Renda
Nível educacional da mãe	Ensino Médio; Superior	Educação
Grau de ansiedade	7 – 35 pontos	Ansiedade
Idade gestacional	24,86 – 42,86 semanas	Gestação
Ameaça a vida da mãe	0 – 100 pontos	Ameaça
Bebê em perigo	0 – 100 pontos	Perigo
Prejudicar a saúde do bebê	0 – 100 pontos	Prejudicar

Source: from the authors (2024).

Modelagem estatística

Os modelos aditivos generalizados para locação, escala e forma (GAMLSS), propostos por Rigby e Stasinopoulos (2005), são modelos semiparamétricos muito flexíveis com uma estrutura bastante geral para realizar uma regressão. Eles permitem assumir qualquer distribuição para a variável resposta, com todos os parâmetros da distribuição podendo ser modelados como funções das variáveis explicativas por meio de funções lineares e/ou de suavização não-paramétricas (STASINOPOULOS *et al.*, 2018).

Além disso, ele generaliza modelos estatísticos usualmente empregados na literatura como os modelos lineares generalizados (NELDER; WEDDERBURN, 1972) e os modelos aditivos generalizados (HASTIE; TIBSHIRANI, 1990), permitindo a modelagem explícita de parâmetros associados à dispersão, excesso de zeros, assimetria e curtose (STASINOPOULOS *et al.*, 2017).

Considere Y_1, Y_2, \dots, Y_n uma amostra aleatória em que

$$Y_i \sim \mathcal{D}(\theta_k),$$

para $i = 1, \dots, n$, em que \mathcal{D} denota qualquer distribuição com vetor de parâmetros θ_k . Uma vez que nossa variável resposta possui seus valores na escala entre zero e um, a distribuição beta torna-se uma alternativa natural para \mathcal{D} . Ainda, em nosso conjunto de dados, conforme será elucidado na seção de Resultados e Discussões, existem valores exatamente iguais a zero, mas não iguais a um, e, assim, há necessidade da inclusão de uma probabilidade extra de que a gestante não possua nenhum grau de depressão, isto é, estatisticamente cabe a utilização da distribuição beta inflacionada de zeros (BE0), denotada como $Y \sim BE0(\mu, \sigma, \nu)$, cuja função de probabilidade é definida por Rigby *et al.* (2019) como

$$f_y(y|\mu, \sigma, \nu) = \begin{cases} p_0 & \text{se } y = 0 \\ (1 - p_0) \frac{1}{B(\alpha, \beta)} y^{\alpha-1} (1 - y)^{\beta-1} & \text{se } 0 < y < 1, \end{cases}$$

em que $0 \leq y < 1$, $\alpha = \mu(1 - \sigma^2)/\sigma^2$, $\alpha > 0$, $\beta = (1 - \mu)(1 - \sigma^2)/\sigma^2$, $\beta > 0$, $p_0 = \nu/(1 + \nu)$, $0 < p_0 < 1$ e $B(\alpha, \beta) = \int_0^1 t^{\alpha-1} (1 - t)^{\beta-1} dt$ é a função beta. Assim, a distribuição beta inflacionada de zeros tem parâmetros $\mu = \alpha/(\alpha + \beta)$ que corresponde exatamente à média das observações não nulas, $\sigma = (\alpha + \beta + 1)^{-1/2}$ associado à dispersão e $\nu = p_0/(1 - p_0)$ associado à probabilidade da gestante não apresentar nenhum grau de depressão, sendo $0 < \mu < 1$, $0 < \sigma < 1$ e $\nu > 0$.

Adotando a distribuição BE0 para representar a variável resposta, o GAMLSS pode ser descrito como

$$\begin{aligned} g_1(\mu) &= \text{logit}(\mu) = \mathbf{X}_1\boldsymbol{\beta}_1 + \sum_{j=1}^{J_1} s_{1j}(\mathbf{x}_{1j}) \\ g_2(\sigma) &= \text{logit}(\sigma) = \mathbf{X}_2\boldsymbol{\beta}_2 + \sum_{j=1}^{J_2} s_{2j}(\mathbf{x}_{2j}) \\ g_3(\nu) &= \log(\nu) = \mathbf{X}_3\boldsymbol{\beta}_3 + \sum_{j=1}^{J_3} s_{3j}(\mathbf{x}_{3j}), \end{aligned} \quad (1)$$

em que $g_k(\cdot)$, $k = 1, 2, 3$, é uma função de ligação monotônica conhecida e usualmente selecionada pelo suporte de cada parâmetro da distribuição (DE BASTIANI *et al.*, 2018) – para $0 < \mu < 1$ e $0 < \sigma < 1$ foi utilizada a função logit e para $\nu > 0$ a função logarítmica –, \mathbf{X}_k é uma matriz de delineamento conhecida, $\boldsymbol{\beta}_k = (\beta_{k1}, \dots, \beta_{kJ'_k})^\top$ é um vetor de parâmetros de tamanho J'_k , s_{kj} é uma função de suavização não-paramétrica aplicada à x_{kj} , neste artigo considerado um P-spline (EILERS; MARX, 1996). Quando uma função de suavização é incluída em uma estrutura de regressão, usualmente verificamos graficamente sua influência no parâmetro ajustado ao invés de realizar testes de hipóteses (RAMIRES *et al.*, 2019).

Para o processo de seleção das variáveis explicativas a serem incluídas em cada uma das estruturas de regressão do modelo (1) considerou-se um procedimento baseado no *stepwise*, denominado Estratégia A (NAKAMURA *et al.*, 2017; STASINOPOULOS *et al.*, 2017; RAMIRES *et al.*, 2021). Este procedimento consiste em, inicialmente, empregar o método *forward* para selecionar um modelo adequado para μ , mantendo σ e ν como constantes; em sequência aplica-se novamente o procedimento *forward* para identificar um modelo apropriado para σ e repete-se este mesmo processo para identificar um modelo ν . A partir dos modelos obtidos para μ e ν , realiza-se uma abordagem *backward* para selecionar um modelo apropriado para σ . Finalmente, utilizando os modelos para σ e ν obtidos, aplica-se o procedimento *backward* para a seleção da estrutura de μ , concluindo assim o processo de seleção das variáveis. Em todas as etapas da seleção do modelo, foi considerado o critério de informação de Akaike (AIC) (AKAIKE, 1974).

Para a verificação da adequação do modelo ajustado foi conduzida uma análise com base nos resíduos quantílicos normalizados (DUNN; SMYTH, 1996) apresentados em um *worm plot* (VAN BUUREN; FREDRIKS, 2001). Um modelo é considerado adequado aos dados quando todos os resíduos encontrarem-se dentro de bandas de 95% de confiança, bem como não apresentarem qualquer tipo de padrão, seja ele linear, quadrático ou cúbico (STASINOPOULOS *et al.*, 2017).

Resultados e discussões

Para uma melhor compreensão dos dados, inicialmente, foi realizada uma análise descritiva da variável resposta depressão. A Tabela 2 apresenta algumas dessas medidas, onde é possível observar que a menor pontuação para a escala de depressão é exatamente zero, isto é, ausência de quaisquer sinais ou manifestações associadas à depressão, e a maior é 0,93, o que sugere que nenhuma gestante atingiu a pontuação máxima para a presença de sintomas depressivos dentro da escala em estudo.

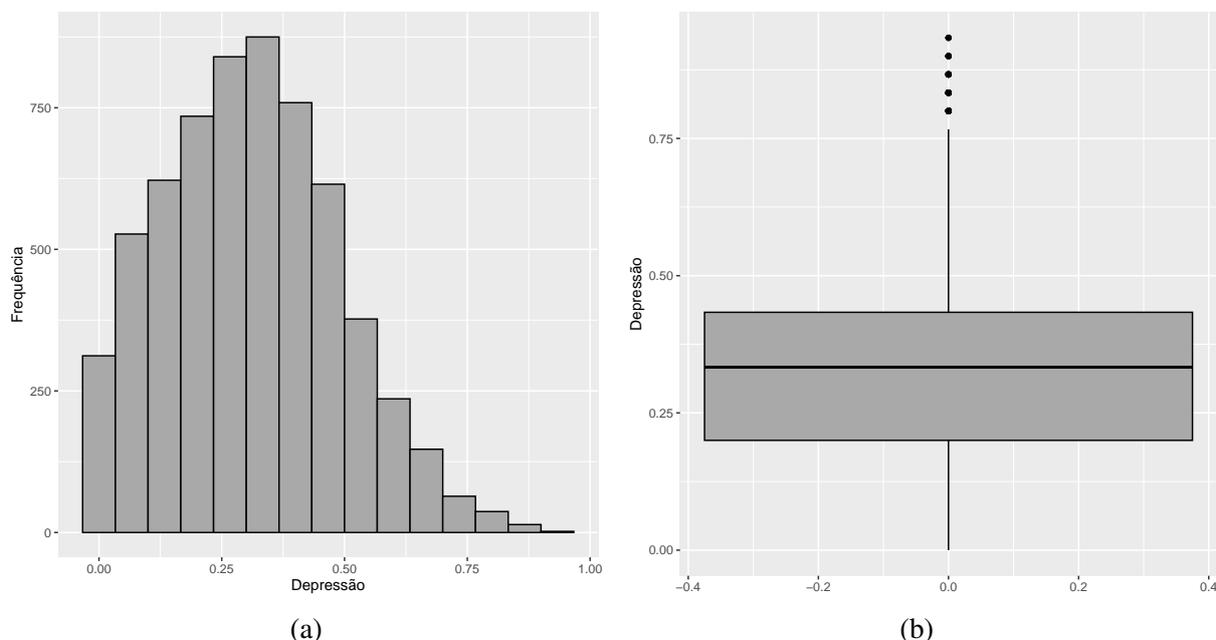
Table 2: Descriptive measures of the depression variable.

Média	Mediana	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo	Assimetria	Curtose
0,32	0,33	0,17	0,00	0,93	0,31	-0,29

Source: from the authors (2024).

Também é possível observar que a média e a mediana são bastante próximas (0,32 e 0,33, respectivamente), além de um coeficiente de assimetria de 0,31, indicando uma leve assimetria nos dados (Figura 1), com caudas relativamente mais leves do que a distribuição normal, visto que o coeficiente de curtose observado foi de -0,29. Considerando as características mencionadas, a distribuição BE0, descrita na seção de Material e Métodos, apresenta-se como uma opção viável para modelar o conjunto de dados em análise.

Figure 1: Depression index in pregnant women: (a) histogram and (b) box plot.



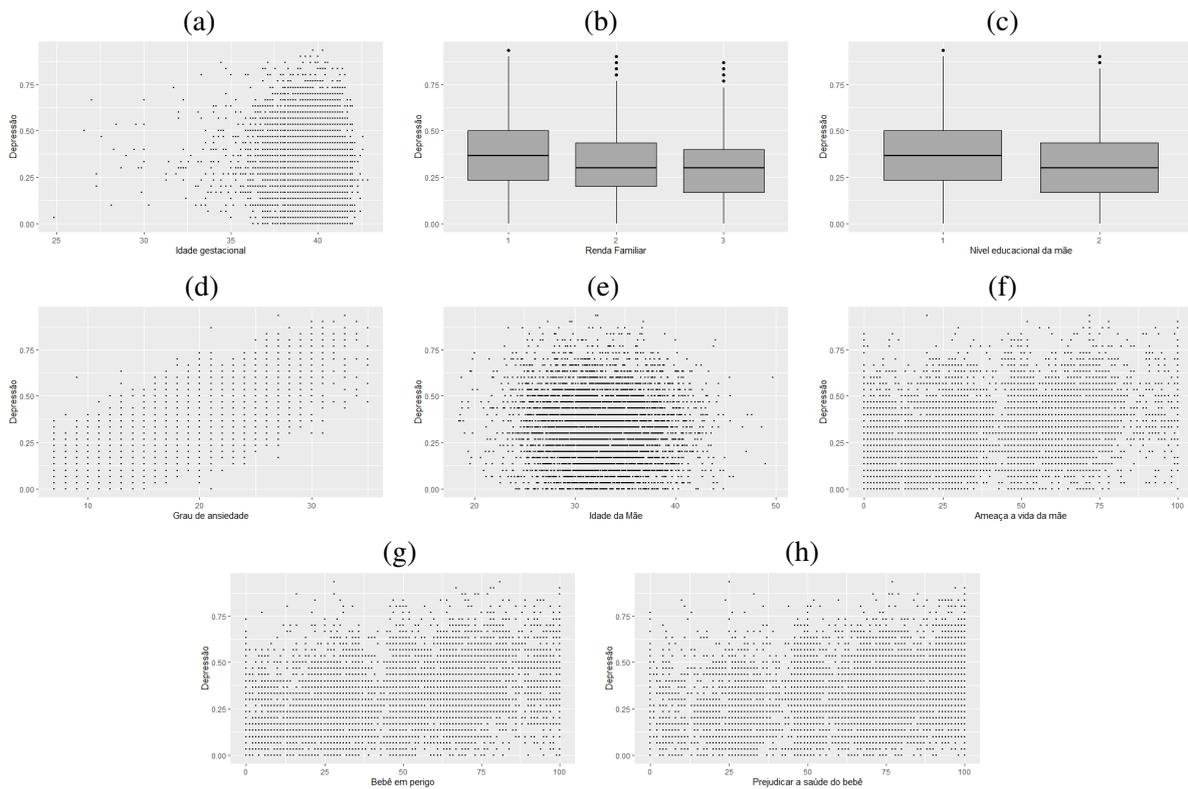
Source: from the authors (2024).

A Figura 2 apresenta o relacionamento dois a dois da variável resposta com cada uma das covariáveis candidatas. O Painel (a) indica, aparentemente, que não há qualquer tipo de relacionamento entre o índice de depressão e a idade da mãe. No Painel (b), podemos observar que o índice de depressão mediano é menor para rendas familiares maiores, ao passo que este mesmo índice mediano é menor em mães que possuem o ensino superior, conforme verificado no Painel (c). A partir do Painel (d), observamos que quanto maior o grau de ansiedade, maior será, em média, o índice de suicídio.

Os efeitos das outras covariáveis sob a resposta em estudo – idade gestacional, ameaça à vida da mãe, bebê em perigo, e prejudicar a saúde do bebê, apresentados nos Paineis (e), (f), (g) e (h), respectivamente – não são tão claros como o observado em relação ao grau de ansiedade. Entretanto, há indícios de que há modificações tanto na variabilidade, quanto na assimetria da resposta. Como os efeitos não são tão evidentes, podemos utilizar as funções de suavização para capturar adequadamente a influência de cada covariável numérica em cada parâmetro da distribuição beta inflacionada de zeros. Se a função ajustada indicar um comportamento aproximadamente linear, podemos remover a suavização e adotar um efeito linear na estrutura de regressão.

Após a análise descritiva dos dados e a definição da distribuição a ser utilizada para explicar a variável resposta, foi adotada a Estratégia A, com base no AIC, para a seleção das covariáveis a comporem cada uma das estruturas de regressão. As três estruturas de regressão do modelo final ajustado são

Figure 2: Relationship between depression index and maternal and gestational covariates.



Source: from the authors (2024).

Legend: Relationship between the depression index and the covariates: (a) mother's age; (b) annual family income (1: up to US\$ 100,000; 2: US\$ 100,000 – 150,000; 3: more than US\$ 150,000); (c) mother's level of education (1: high school; 2: college); (d) degree of anxiety; (e) gestational age; (f) threat to mother's life; (g) baby in danger; (h) harm to baby's health.

dadas como

$$\begin{aligned} \text{logit}(\hat{\mu}) &= -2,74 + 0,11 \text{ ansiedade} + 0,001 \text{ perigo} - 0,0009 \text{ prejudicar} \\ &\quad - 0,09 [\text{educação} = \text{ensino superior}] - 0,07 [\text{renda} > \text{US\$ } 150 \text{ mil}] \\ &\quad - 0,05 [\text{US\$ } 100.000 < \text{renda} < \text{US\$ } 150.000] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{logit}(\hat{\sigma}) &= -0,88 + s(\text{ansiedade}) + 0,004 \text{ idade} + 0,001 \text{ prejudicar} \\ &\quad - 0,08 [\text{educação} = \text{ensino superior}] - 0,001 \text{ perigo} - 0,009 \text{ gestação} \end{aligned}$$

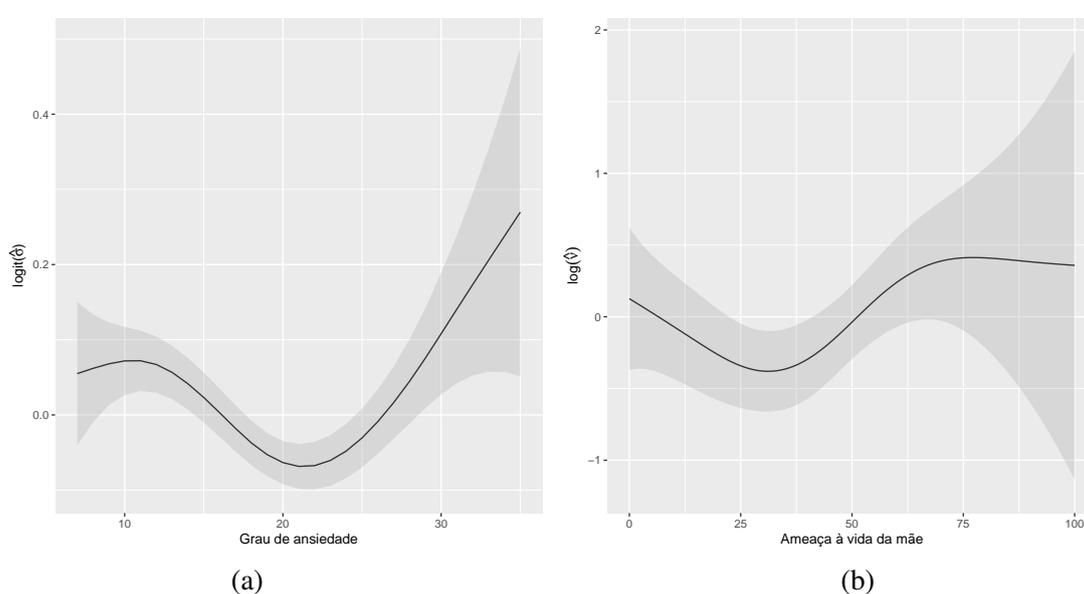
$$\text{log}(\hat{\nu}) = 2,86 - 0,52 \text{ ansiedade} + s(\text{ameaça}) - 0,008 \text{ perigo}$$

Observa-se que a estrutura de regressão obtida para o índice médio de depressão $\hat{\mu}$ (desconsiderando gestantes com ausência de quaisquer sinais ou manifestações associadas à depressão), incluiu cinco variáveis, todas significativas ao nível de 10% de significância, sem a necessidade da inclusão de funções de suavização. A cada um ponto adicional na escala de ansiedade, há um aumento esperado de, aproximadamente, 11,63% na razão $\hat{\mu}/(1 - \hat{\mu})$. Para cada um ponto a mais na escala da preocupação em relação ao bebê estar em perigo, há um aumento esperado de, aproximadamente, 0,10% na mesma razão. Já para as gestantes que estavam preocupadas com o fato da exposição ao vírus prejudicar a saúde do bebê há um resultado contraintuitivo, a cada um ponto na escala desta covariável há uma diminuição esperada de, aproximadamente, 0,09% nesta razão.

Em relação à variável educação, observa-se que mães com ensino superior completo apresentam índice médio de depressão menor do que aquelas com até o ensino médio. No caso da renda anual, famílias com renda entre US\$ 100 mil e US\$ 150 mil e aquelas com renda superior a US\$ 150 mil apresentam um índice médio de depressão menor do que aquelas com salários de até US\$ 100 mil.

Para modelar o parâmetro ($\hat{\sigma}$), fez-se necessário a utilização de uma função de suavização para a variável ansiedade (Figura 3(a)), em que é possível observar que a variabilidade na resposta decresce até, aproximadamente, 20 pontos na escala de ansiedade e, após este limiar, a dispersão aumenta. Outras cinco covariáveis compuseram esta estrutura de regressão, todas significativas ao nível de 10% de significância, com exceção da variável gestação (valor- $p=0,16$). Entretanto, como sugere Lee *et al.* (2016), deve-se conduzir com cautela a remoção de quaisquer covariáveis após a aplicação de qualquer procedimento de seleção (por exemplo, *stepwise*) e, por este motivo, a variável foi mantida no modelo final.

Figure 3: Smoothing functions used to explain the relationship between the covariates anxiety and threat: (a) Parameter $\hat{\sigma}$ and (b) Parameter $\hat{\nu}$.



Source: from the authors (2024).

A razão $\hat{\sigma} / (1 - \hat{\sigma})$ vinculada ao índice de depressão de mães com ensino superior completo é menor do que aquelas que possuem até o ensino médio. Cada ponto adicional na escala de preocupação das mães com a possibilidade de o vírus prejudicar a saúde do bebê está associado a um aumento na variabilidade da resposta. Ainda, a cada um ano mais de idade a mais que a mãe apresenta, espera-se que esta variabilidade aumente, ao passo que para o aumento de cada um ponto na escala de perigo, há uma diminuição nesta mesma variabilidade.

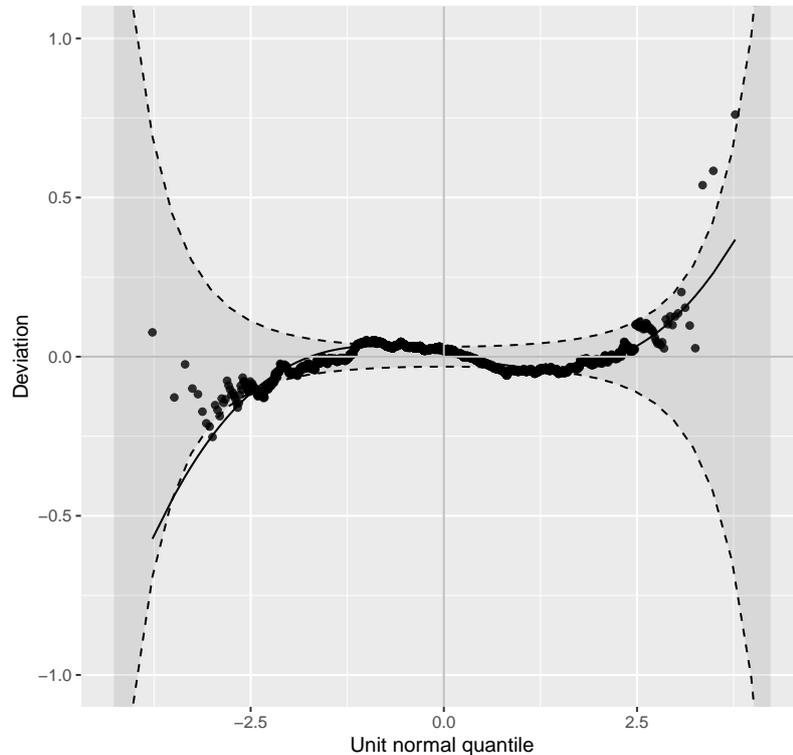
Para o parâmetro ($\hat{\nu}$), relacionado à inflação de zero, também foi necessária a utilização de um P-spline para capturar o efeito da covariável ameaça (Figura 3 (b)). Pode-se observar que a probabilidade da ausência de quaisquer sinais ou manifestações associadas à depressão diminui até, aproximadamente, os 30 pontos na escala de ameaça, depois há um aumento nesta probabilidade até, aproximadamente, os 70 pontos na escala de ameaça e, após este ponto, a probabilidade permanece constante em 0,60 em sua escala original, aproximadamente.

Outra variável utilizada para explicar a probabilidade de ocorrência de zeros foi a ansiedade. Como esperado, conforme pode-se notar pelo modelo ajustado, quanto maior a pontuação na escala de ansiedade, menor a probabilidade de ocorrência de zeros. A variável perigo também foi selecionada para compor a estrutura de regressão de $\hat{\nu}$, entretanto não foi significativa ao nível de 10% de significância (valor- $p=0,11$), mas mantida no modelo assim como a variável gestação na estrutura de $\hat{\sigma}$.

Finalmente, a verificação da qualidade do ajuste do modelo proposto foi realizado com base no

worm plot. Por meio da Figura 4, uma vez que mais do que 5% dos pontos residuais estão entre as bandas de 95% de confiança, pode-se concluir que o modelo GAMLSS, ajustado com base na distribuição BE0, ofereceu um ajuste razoável. Entretanto, observa-se que há um padrão cúbico nos resíduos obtidos, indicando que, para um melhor ajuste, a utilização de distribuições que capturam diferentes graus de curtose talvez seja apropriada.

Figure 4: *Worm plot* obtained from the final adjusted model.



Source: from the authors (2024).

Considerações finais

Neste trabalho, a utilização dos modelos aditivos generalizados para localização, escala e forma (GAMLSS) revelou-se adequada na modelagem dos dados relacionados à escala de depressão. O modelo ajustado com base na distribuição beta inflacionada de zeros (BE0) demonstrou um ajuste satisfatório para o conjunto de dados analisado. Assim, por meio da abordagem metodológica proposta, foi possível descrever e interpretar a natureza da variável resposta. Contudo, outras distribuições que capturam diferentes graus de curtose podem ser investigadas de modo a aprimorar a modelagem dos dados.

Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG), da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001, e do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq).

Referências

- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 19, p. 716–723, 1974.
- AYAZ, R.; HOCAOGLU, M.; GUNAY, T.; YARDIMCI, O.; TURGUT, A.; KARATEKE, A. Anxiety and depression symptoms in the same pregnant women before and during the COVID-19 pandemic. *Journal of Perinatal Medicine*, v. 48, p. 965–970, 2020.
- COX, J. L.; HOLDEN, J. M.; SAGOVSKY, R. Detection of postnatal depression. Development of the 10-item Edinburgh Postnatal Depression Scale. *The British Journal of Psychiatry*, v. 150, p. 782–786, 1987.
- DE BASTIANI, F.; RIGBY, R. A.; STASINOPOULOS, D. M.; CYSNEIROS, A. H. M. A.; URIBE-OPAZO, M. A. Gaussian Markov random field spatial models in GAMLSS. *Journal of Applied Statistics*, v. 45, p. 168–186, 2018.
- 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.
- HASTIE, T. J.; TIBSHIRANI, R. J. *Generalized Additive Models*. CRC Press, 1990.
- KING, L. S.; FEDDOES, D. E.; KIRSHENBAUM, J. S.; HUMPHREYS, K. L.; GOTLIB, I. H. Pregnancy during the pandemic: the impact of COVID-19-related stress on risk for prenatal depression. *Psychological Medicine*, v. 53, n. 1, p. 170–180, 2023.
- LEBEL, C.; TOMFOHR-MADSEN, L.; GIESBRECHT, G.; LAI, B.P.Y.; BAGSHAW, M.; FREEMAN, M.; HAPIN, M.K.; MACKINNON, A.; PATEL, P.; VAN SLOTEN, M.; VAN DE WOUW, M. Prenatal mental health data and birth outcomes in the pregnancy during the COVID-19 Pandemic dataset. *Data in Brief*, v. 49, p. 109366, 2023.
- 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.
- 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.
- NELDER, J. A.; WEDDERBURN, R. W. M. Generalized Linear Models. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A: Statistics in Society*, v. 135, p. 370–384, 1972.
- PAIXÃO, G. P. N.; CAMPOS, L. M.; CARNEIRO, J. B.; FRAGA, C. D. S. A solidão materna diante das novas orientações em tempos de SARS-COV-2: um recorte brasileiro. *Revista Gaúcha de Enfermagem*, v. 42, p. e20200165, 2021.
- RABINOWITZ, E. P.; KUTASH, L. A.; RICHESON, A. L.; SAYER, M. A.; SAMII, M. R.; DELAHANTY, D. L. Depression, anxiety, and stress in pregnancy and postpartum: A longitudinal study during the COVID-19 pandemic. *Midwifery*, v. 121, p. 103655, 2023.

RAMIRES, T. G.; NAKAMURA, L. R.; RIGHETTO, A. J.; PESCIM, R. R.; MAZUCHELI, 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.; MAZUCHELI, J.; RIGBY, R. A.; STASINOPOULOS, D. M. Validation of Stepwise-Based Procedure in GAMLSS. *Journal of Data Science*, v. 19, p. 96–110, 2021.

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.

RIGBY, R.A.; STASINOPOULOS, M.D., Generalized Additive Models for Location, Scale and Shape. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C: Applied Statistics*, v. 54, p. 507–554, 2005.

STASINOPOULOS, M.D.; RIGBY, R.A.; DE BASTIANI, F. GAMLSS: A distributional regression approach. *Statistical Modelling*, v. 18, p. 248–273, 2018.

STASINOPOULOS, M.D.; RIGBY, R.A.; HELLER, G.Z.; VOUDOURIS, V.; DE BASTIANI, F. *Flexible Regression and Smoothing: Using GAMLSS in R*. Chapman and Hall/CRC, 2017.

VAN BUUREN, S.; FREDRIKS, M. Worm plot: a simple diagnostic device for modelling growth reference curves. *Statistics in Medicine*, v. 20, n. 8, p. 1259–1277, 2001.

WHO (World Health Organization). *Depression and Other Common Mental Disorders: Global Health Estimates*. 2017.