



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
Câmpus de Presidente Prudente

Ryu Matsui

**AVALIAÇÃO DO TEMPO DE RESPOSTA AOS INCÊNDIOS FLORESTAIS
USANDO MODELOS ADITIVOS GENERALIZADOS (GAM)**

PRESIDENTE PRUDENTE

2025

Ryu Matsui

**AVALIAÇÃO DO TEMPO DE RESPOSTA AOS INCÊNDIOS FLORESTAIS
USANDO MODELOS ADITIVOS GENERALIZADOS (GAM)**

Projeto para Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Estatística da FCT/Unesp para aproveitamento na disciplina Trabalho de Conclusão de Curso.

Orientador: Prof. Dr. Ricardo Puziol de Oliveira

Coorientador: Prof. Dr. Fernando Antonio Moala

PRESIDENTE PRUDENTE

2025

M434a Matsui, Ryu
AVALIAÇÃO DO TEMPO DE RESPOSTA AOS INCÊNDIOS
FLORESTAIS USANDO MODELOS ADITIVOS GENERALIZADOS
(GAM) / Ryu Matsui. -- Presidente Prudente, 2025
40 p. : il., tabs.

Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado - Estatística) - Universidade
Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Ciências e Tecnologia, Presidente
Prudente
Orientadora: Ricardo Puziol de Oliveira
Coorientador: Fernando Antonio Moala Moala

1. Response Time. 2. incêndios florestais. I. Título.

TERMO DE APROVAÇÃO

Ryu Matsui

AValiação DO TEMPO DE RESPOSTA AOS INCÊNDIOS FLORESTAIS USANDO MODELOS ADITIVOS GENERALIZADOS (GAM)

Relatório de Final de Trabalho de Conclusão de Curso aprovado como requisito para obtenção de créditos na disciplina Trabalho de Conclusão do curso de graduação em Estatística da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Unesp, pela seguinte banca examinadora:

Documento assinado digitalmente
 **RICARDO PUZIOL DE OLIVEIRA**
Data: 01/12/2025 22:47:41-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Orientador: _____

Prof. Dr. Ricardo Puziol de Oliveira
Departamento de Estatística

Documento assinado digitalmente
 **FERNANDO ANTONIO MOALA**
Data: 02/12/2025 22:34:35-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Coorientador: _____

Prof. Dr. Fernando Antonio Moala
Departamento de Estatística

Documento assinado digitalmente
 **KLAUS SCHLUNZEN JUNIOR**
Data: 01/12/2025 22:59:13-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Klaus Schlunzen Junior
Departamento de Estatística

Presidente Prudente, 28 de novembro de 2025.

SUMÁRIO

AGRADECIMENTOS.....	3
RESUMO.....	4
ABSTRACT.....	5
LISTA DE ILUSTRAÇÕES.....	6
LISTA DE TABELAS.....	7
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS.....	8
1 INTRODUÇÃO.....	9
2 REFERENCIAL TEÓRICO.....	12
3 METODOLOGIA.....	18
4 RESULTADOS.....	21
REFERÊNCIAS.....	34

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais Hiroyuki e Tamaki e a minha irmã Célika pelo apoio dado durante todo este processo de minha vida.

Também gostaria de agradecer aos meus colegas de faculdade pelo companheirismo e ajudas prestadas sempre que necessário.

Sou grato a todos os professores do Departamento de Estatística da Unesp de Presidente Prudente pelo tempo dedicado e disposição em ajudar sempre que necessário. Em especial ao Professor Ricardo pela atenção e ajuda durante a realização do TCC que tanto colaborou para meu crescimento profissional e acadêmico.

RESUMO

Os incêndios florestais são uma das maiores ameaças aos ecossistemas naturais e ao clima global, intensificados pelas mudanças climáticas e pela ação humana. Este trabalho tem como objetivo avaliar o tempo de resposta das equipes de combate a incêndios florestais na província de Alberta que fica no Canadá, utilizando Modelos Aditivos Generalizados (GAM). A pesquisa utiliza dados de incêndio de domínio público referentes ao período de 1995 a 2002, da região de Alberta. A modelagem foi realizada no software R, com as distribuições Gama, Scaled t e Tweedie, buscando representar adequadamente a assimetria e a heterogeneidade da variável resposta (tempo de resposta). Os resultados indicaram que o número de focos de incêndio, o período do dia e o tipo de combustível influenciam significativamente o tempo de resposta. Além disso, modos de detecção por raios e fontes não especificadas, bem como o uso de aeronaves (Air Tanker) no combate, estão associados a tempos de resposta mais elevados. A análise dos resíduos e diagnósticos mostrou melhor desempenho dos modelos baseados nas distribuições Gama e Tweedie, que capturaram com maior precisão a variabilidade e a assimetria dos dados. Conclui-se que os GAMs são ferramentas eficazes para compreender e prever a dinâmica operacional dos incêndios florestais, contribuindo para políticas públicas mais eficientes e alinhadas aos objetivos de desenvolvimento sustentável (ODS 11, 13 e 15).

Palavras-chave: incêndios florestais; modelos aditivos generalizados; tempo de resposta.

ABSTRACT

Wildfires are among the greatest threats to natural ecosystems and the global climate, intensified by climate change and human activity. This study aims to evaluate the response time of firefighting teams to wildfires in the province of Alberta, Canada, using Generalized Additive Models (GAM). The research relies on publicly available wildfire data from Alberta, covering the period from 1995 to 2002. Modeling was conducted using R software with Gamma, Scaled t, and Tweedie distributions to adequately represent the asymmetry and heterogeneity of the response variable (response time). The results indicated that the number of fire occurrences, time of day, and fuel type significantly influence response time. Additionally, detection modes such as lightning and unspecified sources, as well as the use of aircraft (Air Tankers) in firefighting operations, were associated with longer response times. Residual and diagnostic analyses revealed superior performance for models based on the Gamma and Tweedie distributions, which more accurately captured the variability and asymmetry of the data. It is concluded that GAMs are effective tools for understanding and predicting the operational dynamics of wildfires, contributing to more efficient public policies aligned with the Sustainable Development Goals (SDGs 11, 13, and 15).

Keywords: wildfires; generalized additive models; response time.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Distribuição empírica dos tempos de resposta aos incêndios na região de Alberta no Canadá, no período de 1995 a 2002.....	21
Figura 2 - Correlograma das variáveis consideradas na análise dos tempos de resposta aos incêndios na região de Alberta no Canadá, no período de 1995 a 2002.....	22
Figura 3 - <i>Worm plot</i> dos modelos GAM propostos utilizando a família de distribuições gama, <i>scaled t</i> , e Tweedie para a análise dos tempos de resposta aos incêndios na região de Alberta no Canadá, no período de 1995 a 2002.....	29
Figura 4 - Gráfico de <i>Predito x Observado</i> dos modelos GAM propostos utilizando a família de distribuições gama, <i>scaled t</i> , e Tweedie para a análise dos tempos de resposta aos incêndios na região de Alberta no Canadá, no período de 1995 a 2002.	30
Figura 5 - Envelopes simulados dos modelos GAM propostos utilizando a família de distribuições gama, <i>scaled t</i> , e Tweedie para a análise dos tempos de resposta aos incêndios na região de Alberta no Canadá, no período de 1995 a 2002.....	31

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Dicionário das variáveis referente aos dados sobre área queimada da região de Alberta, Canadá no período de 1995 até 2002.....	19
Tabela 2 - Parâmetros estimados do GAM proposto utilizando a família de distribuições gama para a análise dos tempos de resposta aos indêncios na região de Alberta no Canadá, no período de 1995 a 2002.....	23
Tabela 3 - Parâmetros estimados do GAM proposto utilizando a família de distribuições <i>scaled t</i> para a análise dos tempos de resposta aos indêncios na região de Alberta no Canadá, no período de 1995 a 2002.....	25
Tabela 4 - Parâmetros estimados do GAM proposto utilizando a família de distribuições Tweedie para a análise dos tempos de resposta aos indêncios na região de Alberta no Canadá, no período de 1995 a 2002.....	26

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ODS	Objetivos de Desenvolvimento Sustentável
ONU	Organização das nações Unidas
Gam	modelos aditivos generalizados
GLM	modelos lineares generalizados
REML	verossimilhança marginal
PIRLS	iterativos penalizados
ID	Identificador único do evento de incêndio
FWI	Fire Weather Index – Índice composto do potencial de propagação do fogo.
ISI	Initial Spread Index – Taxa estimada de propagação inicial do fogo.
Fires	Número de focos de incêndio registrados no período.
Period	Intervalo de tempo ao qual os dados se referem.
IASize	Área queimada estimada logo após a detecção inicial.
BHSize	Área queimada final estimada pelo responsável.
FuelType	Tipo de combustível predominante no local (ex.: C-1, D-1, M-1).
Detection	Modo de detecção do incêndio (ex.: Aerial, Lightning, Public).
ResponseTime	Tempo entre a detecção e o início da resposta (horas).
Month	Mês do ano em que o incêndio foi detectado (1–12).
Method	Método de combate ao incêndio (ex.: Heli-attack, Ground Crew).
GapUCIA	Tempo entre a detecção e o momento em que ficou fora de controle (horas ou dias).
ExSize	Área adicional queimada após o incêndio estar fora de controle (hectares).
Gap	Diferença temporal total entre estágios do incêndio (horas ou dias).
Growth	Crescimento percentual da área queimada em relação ao tamanho inicial.

1 INTRODUÇÃO

Os incêndios florestais representam uma das maiores ameaças aos ecossistemas naturais e à estabilidade climática do planeta. As atividades humanas têm um papel significativo na alteração das características físicas, químicas e biológicas do meio ambiente, e, dependendo da intensidade dessas ações, podem gerar impactos ambientais consideráveis (Eiras-Barca et al., 2020; Silva et al., 2020; Lapola et al., 2023). Por exemplo, o aquecimento global, gerado por ações humanas e aliado às mudanças nos padrões climáticos, como períodos prolongados de seca e elevação das temperaturas, cria condições favoráveis para o surgimento e propagação de incêndios florestais.

Os incêndios podem ter origem natural ou antrópica. Em condições naturais, tendem a ser influenciados pelas condições meteorológicas, tal como ausência de precipitação, elevadas temperaturas, ventos fortes, ocorrência de raios dentre outras possibilidades. As queimadas não são consideradas desastres naturais, diferenciando-se dos incêndios florestais por ser uma prática bastante antiga dos agricultores, destinada principalmente à limpeza do terreno para o cultivo de plantações ou a formação de pastos. Quando fogem do controle, podem causar incêndios em áreas florestais (ARAGÃO et al., 2018). No entanto, é essencial reconhecer que o uso descontrolado e excessivo do fogo pode ter efeitos prejudiciais ao ecossistema, levando à degradação do solo, perda de biodiversidade e aumento das emissões de gases de efeito estufa (Martins et al. 2020; Barlow et al. 2020).

Atualmente os impactos disso são severos para os ecossistemas e virou uma preocupação global, pois está afetando diretamente a biodiversidade e funções reguladoras das florestas, como a absorção de carbono e a regulação hídrica. Por exemplo, as florestas tropicais, que desempenham um papel fundamental na mitigação das mudanças climáticas globais, quando são afetadas pelos incêndios, tem essa função comprometida, liberando grandes quantidades de gases de efeito estufa na atmosfera (Aragão et al., 2018). Além disso, a ocorrência frequente de incêndios em uma mesma região, sob a hipótese de troca de paisagem, pode levar à perda irreversível de recursos genéticos, antes mesmo de seu potencial ser descoberto (Silva, 2001). Com isso, inúmeras são as estratégias de monitoramento de focos de calor, visando propor métodos de mitigação de tais fenômenos.

Este trabalho tem por objetivo avaliar o tempo de resposta de combate ao incêndio na região de Alberta no Canadá, devido a peculiaridade de suas zonas climáticas, que vão desde zonas congeladas até zonas mais temperadas. Devido essa variabilidade climática, será considerado modelos GAM que são uma classe de modelos estatísticos mais elaborados e realistas a fenômenos que exibem assimetria, alta variabilidade e comportamentos extremos, uma vez que esses modelos conseguem modelar melhor as caudas pesadas (climas extremos como seca prolongada, onda de calor) do que modelos mais tradicionais. Em Alberta, que será o foco deste estudo, estudos como o de Stralberg et al. (2018) revelam que o aumento dos incêndios florestais é um fator que acelera as mudanças no ecossistema, principalmente na vegetação do local, em diversas áreas, incluindo a região de floresta boreal, que cobre a maior parte da província canadense, tendo em vista que a região é caracterizada por um clima continental, que apresenta uma variação anual significativa de temperatura, com verões quentes e invernos frios e o fogo é uma perturbação natural predominante.

Nesse contexto, para entender melhor sobre os incêndios na região de Alberta, precisa não só apenas saber o número esperado de incêndios, mas também sua variabilidade e risco de grandes catástrofes. Os incêndios ativos são predominantes durante as estações mais quentes. Como resultado, temos incêndios mais intensos e severos nesse período, que se espalham rapidamente e são difíceis de controlar, causando um grande impacto ambiental, principalmente nas estruturas e comunidades do ecossistema local (moMartins et al. 2020). Dessa forma, obter informações sobre a localização e a extensão dos incêndios ativos é essencial para subsidiar a tomada de decisão das autoridades públicas, especialmente para o controle e prevenção de incêndios, além de avaliar os danos ambientais e sociais. Além disso, esses dados sustentam modelos estatísticos que podem ser usados para prever o comportamento do fogo de acordo com as características ambientais de um local específico (Morello et al. 2020; Silva et al. 2020).

Outra justificativa para o trabalho é que ele se enquadra dentro dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) propostos pela ONU, tendo uma ligação direta com o ODS 13 referente a ação contra as mudanças climáticas, visto que os incêndios florestais são um resultado direto das mudanças climáticas, e, ao mesmo tempo que contribuem para o crescimento dos gases de efeito estufa. Além da ODS13, este trabalho também é relacionado com o ODS15, referente a vida terrestre,

que tem como objetivo proteger os ecossistemas terrestres e lutar contra a degradação do solo, um dos efeitos mais severos dos incêndios florestais. Por fim, ainda é possível incluir este trabalho no ODS11, referente as cidades e comunidades sustentáveis, que busca aprimorar a segurança de comunidades situadas em zonas de perigo de incêndio e assegurar respostas mais eficazes que reduzam os prejuízos em regiões urbanas e rurais próximas.

OBJETIVOS

O objetivo geral deste trabalho consiste em analisar o tempo de resposta das equipes de combate a incêndios florestais na região de Alberta, no Canadá, utilizando modelos aditivos generalizados (GAM), com o intuito de identificar padrões e fatores determinantes que influenciam a eficiência na resposta a esses eventos, considerando variáveis como número de incêndios, área queimada e tipo de combustível.

Os objetivos específicos a serem alcançados são:

- Realizar uma análise exploratória da série histórica de incêndios florestais na região de Alberta, visando caracterizar o comportamento dos eventos e suas variáveis associadas.
- Implementar modelos aditivos generalizados (GAM) para modelar o tempo de resposta às ocorrências de incêndios florestais, com o objetivo de identificar os principais fatores que afetam esse tempo.
- Analisar e interpretar os resultados obtidos com base em literatura especializada, ressaltando a relevância do estudo para o aprimoramento das estratégias de resposta a incêndios florestais.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Nesta seção, será apresentada a fundamentação teórica necessária para a construção do modelo aditivo generalizado (GAM) proposto. Inicialmente, será feita uma introdução aos métodos de suavização univariada, os quais permitem estimar funções desconhecidas sem a imposição de uma forma paramétrica específica, fornecendo a base conceitual para extensões multivariadas. Em seguida, são discutidos os modelos aditivos, que expandem a ideia de suavização para múltiplas covariáveis por meio de uma estrutura aditiva. Por fim, apresenta-se os GAMs, que integram a estrutura probabilística dos modelos lineares generalizados (GLM) com a flexibilidade funcional dos modelos aditivos, permitindo uma modelagem de dados provenientes de diversos tipos de distribuições da família exponencial, com respostas potencialmente assimétricas, heterocedásticas ou com suporte discreto.

2.1 SUAUIZAÇÃO UNIVARIADA

A suavização univariada constitui uma classe de métodos não-paramétricos destinados a estimar a estrutura funcional subjacente a um conjunto de observações ruidosas, sem a imposição de uma forma funcional predefinida. Em outras palavras, dado um conjunto de dados $(x_i, y_i), i = 1, \dots, n$, o objetivo da suavização é estimar uma função f tal que $y_i \approx f(x_i)$. Para fixar a ideia, considere um modelo de regressão com uma única variável preditora, tal que f é uma função suave de x_i , isto é,

$$y_i = f(x_i) + \epsilon_i \quad (1)$$

em que y_i é a variável dependente, x_i é a covariável (variável preditora), f é uma função suave, e $\epsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ são os erros associados ao modelo. A estimação de f pode ser feita, de forma simples, utilizando uma *base* de funções definida no espaço funcional ao qual f pertence. Por exemplo, se $b_j(x)$ é a j -ésima *função base*, então f pode ser aproximada por:

$$f(x) = \sum_{j=1}^k b_j(x) \beta_j \quad (2)$$

em que β_j são parâmetros desconhecidos. Em particular, ao associar $f(x)$ à média condicional da variável dependente, tem-se um modelo de regressão linear, visto que f é linear nos parâmetros β_j . Diversas formas podem ser utilizadas para as funções base, sendo as mais comuns: *bases polinomiais*, *bases definidas por partes (splines)*, *bases de Fourier*, *bases de onduletas (wavelets)*, entre outras.

O controle da suavidade em representações por expansões em bases não é determinado unicamente pela escolha da base funcional. Embora a expansão em base permita modelar funções suaves, ela não impõe automaticamente um grau específico de suavidade à função estimada. Para obter estimativas suaves, é necessário regular o número de funções base utilizadas — tipicamente representado pela dimensão da base k —, o que influencia, de forma direta, a flexibilidade do modelo. No entanto, k é, em geral, arbitrário e pode não ser suficiente para evitar sobreajuste. Então, para contornar essa limitação, introduz-se um **termo de penalização** que controla a rugosidade da função estimada. Essa penalização atua sobre os coeficientes β associados à base, e geralmente assume a forma de uma **função quadrática**, expressa como $\beta^T S \beta$, onde S é a matriz de penalização que incorpora a estrutura da "ondulação" da base escolhida (por exemplo, derivadas de ordem superior das funções base). Dessa forma, o problema de estimação penalizado é formulado como a minimização da seguinte expressão:

$$||y - X\beta||^2 + \lambda \beta^T S \beta \quad (3)$$

em que y é o vetor de respostas observadas, X é a matriz do modelo com as funções base avaliadas nos pontos amostrais, e λ é o parâmetro de suavização que regula o grau de suavidade da função estimada. A solução do problema penalizado leva, naturalmente, ao **estimador de mínimos quadrados penalizados**.

2.2 MODELOS ADITIVOS

A generalização da suavização univariada para múltiplas covariáveis conduz naturalmente à formulação dos modelos aditivos. Esses modelos foram introduzidos por Hastie e Tibshirani (1986) com o objetivo de flexibilizar a estrutura funcional dos

modelos lineares, mantendo, contudo, uma forma aditiva que facilita a interpretação e a estimação.

Para desenvolver tais modelos, considere o problema de regressão com duas variáveis preditoras, x e v , e uma variável resposta y . Em vez de assumir uma relação linear entre y e as preditoras x e v , pode-se adotar uma formulação com uma estrutura aditiva, com base em funções suaves, da seguinte forma:

$$y_i = \alpha + f_1(x_i) + f_2(v_i) + \epsilon_i \quad (4)$$

em que α representa o intercepto do modelo, f_j são funções suaves, e $\epsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ são os erros associados ao modelo. Há dois aspectos a serem considerados no modelo em (4). Primeiramente, a suposição de efeitos aditivos é relativamente forte: a expressão $f_1(x) + f_2(v)$ representa um caso particular bastante restritivo de uma função suave geral de duas variáveis, $f(x, v)$. Em segundo lugar, o fato de o modelo conter mais de uma função introduz um problema de identificabilidade: f_1 e f_2 são estimáveis apenas até uma constante aditiva.

Para clarificar as ideias, note que é possível adicionar uma constante arbitrária a f_1 e subtrair essa mesma constante de f_2 sem alterar as predições do modelo. No entanto, é necessário impor restrições de identificabilidade antes do ajuste. Uma vez resolvido esse problema, o modelo aditivo pode ser representado por meio de *splines* de regressão penalizada, estimados via mínimos quadrados penalizados, sendo o grau de suavização selecionado por validação cruzada ou por métodos baseados em verossimilhança marginal (REML). Para viabilizar essa representação, considere que as funções suaves possam ser expressas por meio de uma base linear definida por partes penalizada. Especificamente, seja:

$$f_1(x) = \sum_{j=1}^{k_1} b_j(x) \delta_j \quad (5)$$

em que os coeficientes δ_j são desconhecidos e as funções base $b_j(x)$ seguem a forma:

$$b_j(x) = \begin{cases} \frac{x - x_{j-1}^*}{x_j^* - x_{j-1}^*}, & \text{se } x_{j-1}^* < x \leq x_j^* \\ \frac{x_{j+1}^* - x}{x_{j+1}^* - x_j^*}, & \text{se } x_j^* < x < x_{j+1}^* \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (6)$$

sendo definidas a partir de uma sequência de k_1 nós, x_j^* , uniformemente distribuídos no intervalo de x . De modo análogo,

$$f_2(v) = \sum_{j=1}^{k_2} B_j(v) \gamma_j \quad (7)$$

em que os coeficientes γ_j são desconhecidos e as funções base $B_j(v)$ seguem a mesma forma descrita em (6), sendo definidas a partir de uma sequência de k_2 nós, v_j^* , uniformemente distribuídos no intervalo de v . Definindo o vetor n -dimensional $f_1 = [f_1(x_1), \dots, f_1(x_n)]^\top$, obtém-se $f_1 = X_1 \delta$, sendo $b_j(x_i)$ o elemento (i, j) da matriz X_1 . De maneira análoga, tem-se $f_2 = X_2 \gamma$, onde $B_j(v_i)$ corresponde ao elemento (i, j) de X_2 . A cada função associa-se um termo de penalização da forma: $\delta^\top D_1^\top D_1 \delta = \delta^\top \bar{S}_1 \delta$ para f_1 e $\gamma^\top D_2^\top D_2 \gamma = \gamma^\top \bar{S}_2 \gamma$ para f_2 .

No entanto, a construção descrita acima ainda não resolve o problema de identificabilidade previamente mencionado. Para fins de estimação, qualquer restrição linear que elimine essa ambiguidade poderia ser adotada; contudo, muitas dessas escolhas resultam em intervalos de confiança excessivamente amplos para as funções suavizadas. Sob a ótica inferencial, as restrições de soma nula são particularmente adequadas, pois evitam esse problema. Por exemplo, pode-se impor

$$\sum_{i=1}^n f_1(x_i) = 0 \rightarrow \mathbf{1}^\top f_1 = 0 \quad (8)$$

onde $\mathbf{1}$ denota o vetor de dimensão n cujos elementos são todos iguais a 1. Essa restrição não altera a forma da função f_1 , tampouco modifica o valor da penalização associada, atuando unicamente como um deslocamento vertical que força a média da função a ser zero.

Para que tal restrição seja implementada, é necessário garantir que $\mathbf{1}^\top X_1 \delta = 0$ para todo vetor de coeficientes δ . Isso implica que soma de cada coluna de X_1 seja nula. Tal condição pode ser obtida por meio da centralização das colunas de X_1 , subtraindo-se a média de cada coluna dos respectivos elementos. De forma análoga, tem-se o mesmo processo se for imposta a condição $\mathbf{1}^\top f_2 = 0$.

2.3 MODELOS ADITIVOS GENERALIZADOS (GAM)

Os GAMs, introduzidos por Hastie e Tibshirani (1986, 1990), representam uma extensão natural dos modelos aditivos clássicos, de maneira análoga à forma como os GLMs generalizam os modelos lineares tradicionais. Nos GAMs, o preditor linear aditivo não está mais diretamente associado à média da variável resposta, mas sim a uma função de ligação suave, estritamente monotônica, aplicada à média condicional da resposta. Além disso, a variável resposta não se restringe à distribuição normal, podendo seguir qualquer distribuição pertencente à família exponencial (como, por exemplo, Poisson, Binomial, Gama ou Inversa Gaussiana), ou, mais amplamente, qualquer distribuição com uma relação conhecida entre média e variância, viabilizando inclusive abordagens baseadas em quase-verossimilhança. A formulação geral de um GAM pode ser expressa como:

$$g(\mu_i) = \mathbf{A}_i \boldsymbol{\theta} + f_1(x_{1i}) + f_2(x_{2i}) + f_3(x_{3i}, x_{4i}) + \dots \quad (9)$$

em que $\mu_i = E(Y_i)$, $Y_i \sim EF(\mu_i, \phi)$ representa a variável dependente, $EF(\mu_i, \phi)$ denota uma distribuição da família exponencial com média μ_i e parâmetro de escala ϕ , $\mathbf{A}_i$ é a linha i da matriz dos componentes modelo, $\boldsymbol{\theta}$ é o vetor de parâmetros, e f_j são as funções suaves (*smooth functions*) das covariáveis x_k .

Diferente dos modelos aditivos clássicos, cuja inferência é realizada via método dos mínimos quadrados penalizados, os GAMs são estimados por maximização da verossimilhança penalizada. Na prática, este procedimento é realizado por meio do algoritmo de mínimos quadrados iterativos penalizados (PIRLS). Isto é, para valores fixos dos parâmetros de suavização, segue-se as etapas a seguir até a convergência do processo de estimação:

1. Dada a estimativa atual do preditor linear, $\hat{\eta}$, e a respectiva estimativa do vetor de médias $\hat{\mu}$, calcula-se:

$$w_i = \frac{1}{V(\hat{\mu}_i)[g'(\mu_i)]^2} \quad z_i = g'(\hat{\mu}_i)(y_i - \hat{\mu}_i) + \hat{\eta}_i$$

em que $\text{Var}(Y_i) = V(\mu_i)\phi$, g representa a função de ligação, e ϕ é o parâmetro de dispersão.

2. Definindo W como a matriz diagonal cujos elementos são w_i , minimiza-se em relação a β a expressão:

$$\|\sqrt{W}z - \sqrt{W}X\beta\|^2 + \lambda_1\beta^\top S_1\beta + \lambda_2\beta^\top S_2\beta$$

obtendo-se uma nova estimativa $\hat{\beta}$, a partir da qual atualizam-se as estimativas de $\hat{\eta} = X\hat{\beta}$ e $\hat{\mu}_i = g^{-1}(\hat{\eta}_i)$.

O problema de mínimos quadrados penalizados descrito no segundo passo, é equivalente ao resolvido para os modelos aditivos clássicos, sendo a penalização governada por matrizes S_1 e S_2 que são associadas aos termos de suavização e pelos parâmetros λ_1 e λ_2 , que controlam o grau de suavidade das funções estimadas.

3 METODOLOGIA

3.1. ÁREA DE ESTUDO

Localizada no oeste canadense, a província de Alberta tem como principal fonte de economia a extração vegetal, mineração e exploração de óleo e gás. A capital de Alberta é o município de Edmonton, conhecido por ser um dos polos industriais da região. O local apresenta uma extensão territorial de 661.848 km² com população estimada de 3.645,257 habitantes (SPALDING et al., 2017). Além disso, de acordo com o sistema de Koppen, o clima na província de Alberta é subdividido em Dfb (clima continental úmido de verão fresco), Dfc (clima subártico sem estação seca) e BSk (clima semiárido frio). Os invernos são mais secos, ensolarados e frios, embora no sul da província, os ventos Chinook, predominantes da região oeste do Canadá, que ocorrem quando o ar quente e seco de origem do Pacífico desce as encostas orientais das Montanhas Rochosas, elevando as temperaturas em um curto período (BECK et al., 2018).

A taiga, ou floresta boreal, é a principal fitofisionomia vegetal da área, apresentando certa homogeneidade de coníferas que são naturalmente adaptadas a baixas temperaturas. O clima fortemente continental exerce influência na distribuição vegetal do local. Desta forma, as florestas apresentam geralmente predominância das espécies *Populus tremuloides*, *Picea glauca* (Voss), e *Pinus banksiana* (Lamb). As queimadas, que podem ocorrer de forma natural na região, constituem uma perturbação à qual essas espécies estão adaptadas, apresentando capacidade de regeneração natural após tais eventos (STRALBERG et al., 2018).

3.2 DADOS DO ESTUDO

Para a realização deste trabalho, serão considerados os dados mensais de área queimada (resultante da utilização de fotografias aéreas e imagens do sensor MODIS advindos do satélite Aqua) da província de Alberta, entre os anos de 1995 até 2002. Estes dados são públicos, e contém informações detalhadas sobre ocorrências de incêndios florestais, incluindo a data e hora da detecção, tempo de resposta, tipo de combustível, condições meteorológicas, localização, entre outras informações. Os dados estão disponíveis no site do Governo de Alberta. A Tabela 1 apresenta um dicionário das variáveis contidas na base de dados.

Tabela 1. Dicionário das variáveis referente aos dados sobre área queimada da região de Alberta, Canadá no período de 1995 até 2002.

Nome da Variável	Descrição
ID	Identificador único do evento de incêndio
FWI	Fire Weather Index – Índice composto do potencial de propagação do fogo.
ISI	Initial Spread Index – Taxa estimada de propagação inicial do fogo.
Fires	Número de focos de incêndio registrados no período.
Period	Intervalo de tempo ao qual os dados se referem.
IASize	Área queimada estimada logo após a detecção inicial.
BHSize	Área queimada final estimada pelo responsável.
Status	Situação atual do incêndio (ex.: Contained, Under Control, etc.).
FuelType	Tipo de combustível predominante no local (ex.: C-1, D-1, M-1).
Detection	Modo de detecção do incêndio (ex.: Aerial, Lightning, Public).
ResponseTime	Tempo entre a detecção e o início da resposta (horas).
Month	Mês do ano em que o incêndio foi detectado (1–12).
Method	Método de combate ao incêndio (ex.: Heli-attack, Ground Crew).
GapUCIA	Tempo entre a detecção e o momento em que ficou fora de controle (horas ou dias).
ExSize	Área adicional queimada após o incêndio estar fora de controle (hectares).
Gap	Diferença temporal total entre estágios do incêndio (horas ou dias).
Growth	Crescimento percentual da área queimada em relação ao tamanho inicial.

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

3.3 ESTRUTURA DOS MODELOS GAM

Para a construção dos GAMs utilizados neste estudo, foi considerada como variável resposta o tempo de resposta aos incêndios (em horas), junto ao conjunto de variáveis preditoras:

- X_1 : FWI
- X_2 : ISI
- X_3 : Fires
- X_4 : FuelType
- X_5 : Detection
- X_6 : Method
- X_7 : Growth
- X_8 : BHSize
- X_9 : IASize
- X_{10} : ExSize

com formulação descrita pela estrutura:

$$E(\text{ResponseTime}_i) = \beta_0 + \sum_{j=1}^7 \beta_j X_j + \sum_{k=8}^{10} f_k(X_k) \quad (10)$$

em que, devido a assimetria dos valores observados para a variável reposta, foi considerada a família de distribuições gama, *scaled t*, e Tweedie. Os modelos foram implementados usando pacote *mgcv* via função *gam* que é um otimizador em ambiente R que trabalha com a estimação de parâmetros de GAMs usando diferentes tipos de suavizadores. Toda a análise e a implementação do modelo foram realizadas no software R, versão 4.5.0.

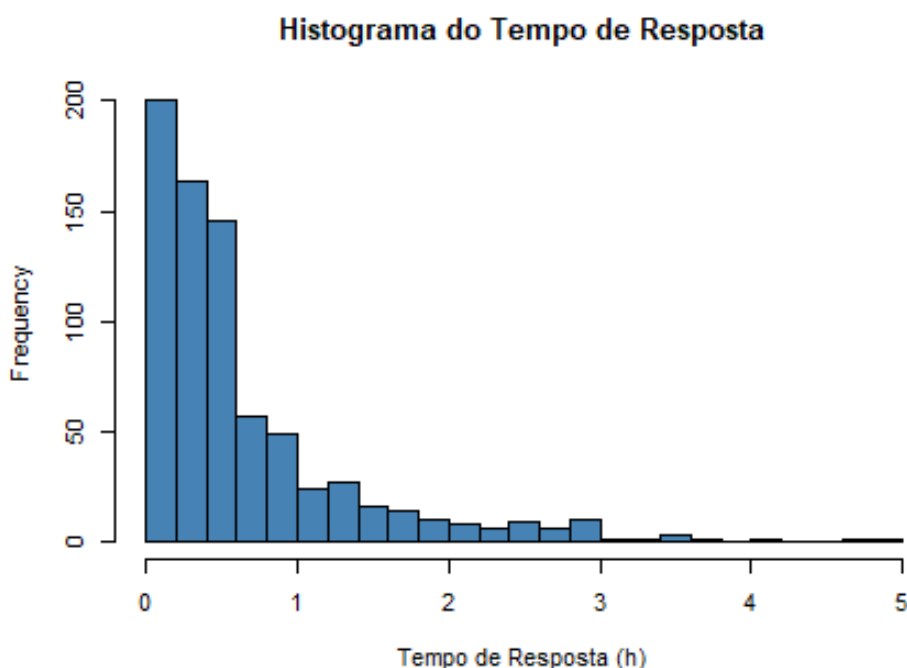
4. RESULTADOS

4.1. ANÁLISE EXPLORATÓRIA DE DADOS

Para uma análise inicial dos dados, foi conduzida uma análise exploratória de dados, com o objetivo de observar o comportamento da variável resposta, tempo de resposta aos incêndios, e sua relação com as variáveis preditoras selecionadas para a análise exibidas na Seção 3.3.

A Figura 1 exibe o histograma da distribuição empírica dos tempos de resposta aos incêndios. Nessa figura, observa-se uma assimetria à direita, com concentração elevada dos valores no intervalo entre 0 e 1,5 hora. Este padrão indica que, na maioria dos casos, a resposta ao incêndio ocorre de forma rápida e eficiente. A densidade de frequência diminui acentuadamente após esse intervalo, sugerindo que valores mais elevados de tempo de resposta são relativamente raros, e podem estar associados a fatores logísticos, como a inacessibilidade do terreno, falhas na detecção precoce ou escassez momentânea de recursos.

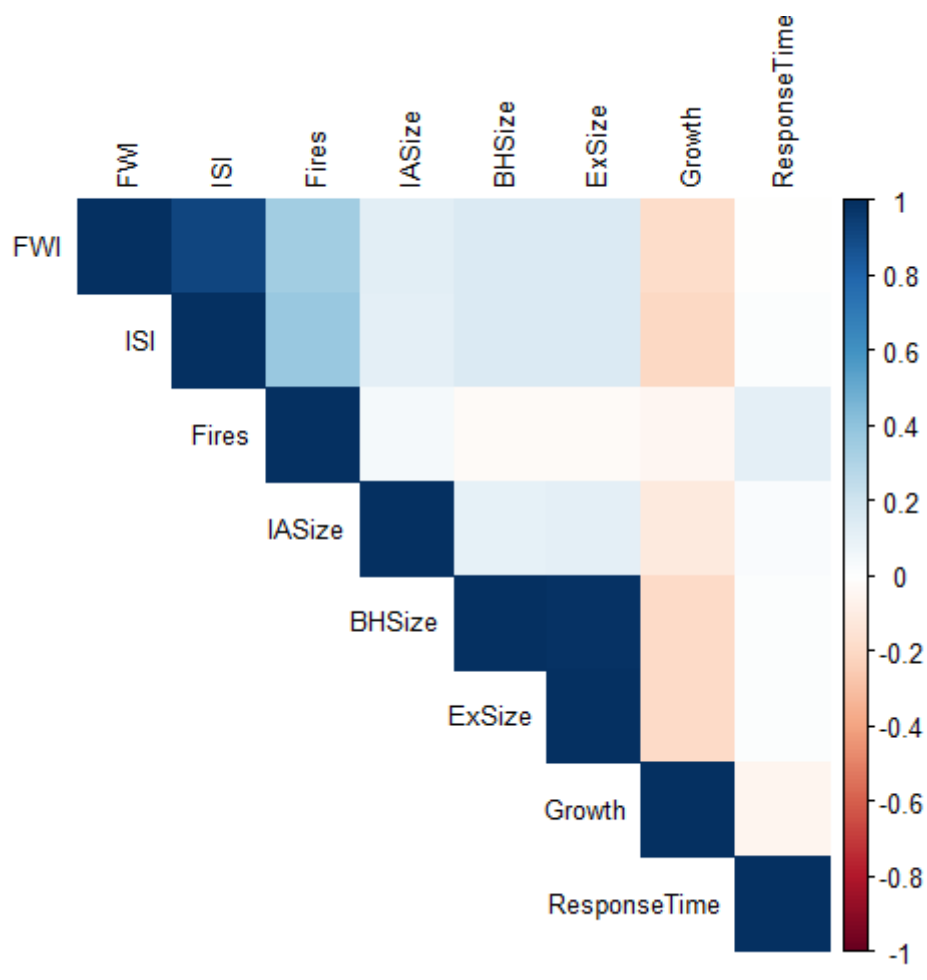
Figura 1. Distribuição empírica dos tempos de resposta aos incêndios na região de Alberta no Canadá, no período de 1995 a 2002.



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

A Figura 2 exibe o correlograma entre as variáveis consideradas no presente estudo. Nesta figura, observa-se a variável ResponseTime (tempo entre a detecção e o início da resposta) mostra que o tempo de resposta depende de mais fatores como distância para base, detecção e disponibilidade de equipes. Além disso podemos ver uma correlação forte positiva no FWI e ISI, pois os dois são índices de perigo de incêndio, que é relacionado à condição meteorológica. Ademais podemos ver que o número de incêndio está condicionado a condição climática, com clima mais crítico, tende a ocorrer mais incêndio.

Figura 2. Correlograma das variáveis consideradas na análise dos tempos de resposta aos incêndios na região de Alberta no Canadá, no período de 1995 a 2002.



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

4.2. ESTIMATIVA DOS MODELOS GAM PROPOSTOS

Para a análise dos tempos de resposta aos indênios na região de Alberta no Canadá, no período de 1995 a 2002, foi considerado o GAM descritos na Seção 2, com a estrutura descrita na Seção 3.3. Os resultados da análise são expostos nas Tabelas 2, 3, e 4.

Tabela 2. Parâmetros estimados do GAM proposto utilizando a família de distribuições gama para a análise dos tempos de resposta aos incêndios na região de Alberta no Canadá, no período de 1995 a 2002.

Coefficientes Paramétricos			
	Estimativa	Erro-Padrão	Valor-p
(Intercepto)			
FWI	0.0189	0.0112	0.0912
ISI	0.0116	0.0286	0.6866
Fires	0.0088	0.0038	0.0223
Period (PM)	0.3988	0.0759	1.97e-07
FuelType (C2)	0.2705	0.1509	0.0734
FuelType (M2)	0.4484	0.1883	0.0175
FuelType (Other)	0.2564	0.1992	0.1984
Detection (LKT)	0.4672	0.0952	1.14e-06
Detection (UNP)	0.3754	0.1172	0.0014
Method (Air Tanker)	0.3676	0.1234	0.0030
Method (Ground Trained)	-0.5196	0.3427	0.1298
Method (Helitanker)	-0.2179	0.2349	0.3541
Method (Other Ground)	-0.1330	0.1075	0.2165
Growth	-0.0988	0.0866	0.2544
Significância dos Termos Suavizados			
	EDF	REF.EDF	Valor-P
s(IASize)	2.078	3.596	0.0167
s(BHSize)	1.000	0.007	0.9344
s(Exsize)	1.000	0.000	0.9913

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Dos resultados obtidos na Tabela 2, entre os efeitos lineares, observa-se que o número de focos de incêndio (Fires) apresenta associação significativa com a variável resposta (valor- $p = 0,0223$), com coeficiente positivo (0,0088), indicando que um aumento no número de focos tende a estar associado a um aumento na resposta modelada (por exemplo, tempo de resposta, severidade ou outra variável dependente, conforme definido no modelo). O período do dia (Period (PM)) também é altamente significativo ($p < 0,001$), com coeficiente positivo (0,3988), sugerindo que incêndios ocorridos no período da tarde estão associados a valores maiores da resposta em comparação com os registrados pela manhã.

Entre os níveis da variável FuelType, destaca-se o tipo M2, com coeficiente positivo significativo (0,4484; $p = 0,0175$), sugerindo que esse tipo de combustível está associado a um aumento da resposta, em comparação com o tipo de referência (combustível C1). Além disso, o tipo C2 apresentou efeito marginalmente significativo (isto é, a 10% de significância) ($p = 0,0734$), enquanto os demais tipos não mostraram associação estatisticamente relevante.

No que diz respeito ao modo de detecção, os incêndios detectados por raios (Detection (LKT)) e os detectados por fontes não especificadas (UNP) apresentaram coeficientes significativamente positivos (0,4672 e 0,3754, respectivamente), com p -valores muito baixos ($< 0,0015$), indicando que esses modos de detecção estão associados a maiores valores da variável resposta, comparativamente ao modo de detecção de referência. Entre os métodos de combate ao incêndio, o uso de Air Tanker mostrou-se significativamente associado a aumento da resposta (coeficiente de 0,3676; $p = 0,0030$), enquanto os demais métodos não apresentaram efeitos estatisticamente significativos.

Por fim, quanto aos efeitos não lineares, observou-se que apenas a função suavizada associada a *IASize* (área queimada inicial) foi estatisticamente significativa ($p = 0,0167$), com grau de liberdade efetivo (EDF) de 2,078, sugerindo uma relação não linear entre essa variável e a resposta. Os demais termos suavizados — *BHSize*, *GapBHIA* e *Exsize* — não apresentaram significância estatística, sugerindo ausência de padrões não lineares relevantes no ajuste, no contexto do modelo.

Tabela 3. Parâmetros estimados do GAM proposto utilizando a família de distribuições *scaled t* para a análise dos tempos de resposta aos incêndios na região de Alberta no Canadá, no período de 1995 a 2002.

Coefficientes Paramétricos			
	Estimativa	Erro-Padrão	Valor-p
(Intercepto)	0.2458166	0.0849901	0.00382
FWI	-0.0122347	0.0046367	0.00832
ISI	0.0190847	0.0118640	0.10770
Fires	0.0004378	0.0015798	0.78168
Period (PM)	0.1087403	0.0314735	0.00055
FuelType (C2)	0.0845003	0.0625104	0.17645
FuelType (M2)	0.1494617	0.0780217	0.05541
FuelType (Other)	0.1070713	0.0825854	0.19481
Detection (LKT)	0.1839767	0.0394184	3.05e-06
Detection (UNP)	0.0666310	0.0486074	0.17044
Method (Air Tanker)	0.1628210	0.0508407	0.00136
Method (Ground Trained)	-0.0995072	0.1420369	0.48357
Method (Helitanker)	-0.1240321	0.0974190	0.20295
Method (Other Ground)	-0.0522403	0.0445095	0.24052
Growth	-0.0131343	0.0353703	0.71039
Significância dos Termos Suavizados			
	EDF	REF.EDF	Valor-P
s(IASize)	1.000	1.000	0.649
s(BHSize)	1.002	1.004	0.591
s(Exsize)	1.000	1.000	0.535

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Dos resultados obtidos na Tabela 3, entre os efeitos lineares, observa-se que o índice de perigo de fogo FWI apresentou associação significativa com a variável resposta (valor-p = 0,0083), com coeficiente negativo (-0,0122), indicando que valores mais altos de FWI tendem a estar associados a uma diminuição do tempo de resposta. Já no período do dia (Period (PM)) mostrou-se altamente significativo ($p < 0,001$), com coeficiente positivo (0,1087), sugerindo que incêndios ocorridos no período da tarde

estão associados a maiores valores da variável resposta em comparação com os registrados pela manhã.

Entre os níveis da variável FuelType, nenhum apresentou significância estatística ao nível de 5%. No entanto, destaca-se o tipo M2, que apresentou efeito marginalmente significativo ($p = 0,0554$), com coeficiente positivo (0,1495), sugerindo uma tendência de aumento da resposta em comparação com o tipo de referência (C1). No que diz respeito ao modo de detecção, os incêndios detectados por torres de observação (Detection (LKT)) apresentaram coeficiente positivo significativo (0,1839; $p < 0,001$), indicando associação com maiores valores da variável resposta, em comparação ao modo de detecção de referência. Já a categoria UNP (Unspecified) não apresentou significância estatística ($p = 0,1704$).

Entre os métodos de combate ao incêndio, o uso de Air Tanker mostrou-se significativamente associado a aumento da resposta (coeficiente de 0,1628; $p = 0,0014$). Os demais métodos (Ground Trained, Helitanker e Other Ground) não apresentaram efeitos estatisticamente significativos no modelo.

Por fim, observou-se que nenhuma das funções suavizadas foi estatisticamente significativa: IA Size, BH Size e Ex Size apresentaram p-valores elevados (todos acima de 0,53) e graus de liberdade efetivos próximos de 1, sugerindo ausência de padrões não lineares relevantes no ajuste.

Tabela 4. Parâmetros estimados do GAM proposto utilizando a família de distribuições Tweedie para a análise dos tempos de resposta aos incêndios na região de Alberta no Canadá, no período de 1995 a 2002.

Coeficientes Paramétricos			
	Estimativa	Erro-Padrão	Valor-p
(Intercepto)	-1.209035	0.188529	2.55e-10
FWI	-0.018976	0.010283	0.065386
ISI	0.015297	0.026303	0.561017
Fires	0.007903	0.003505	0.024417
Period (PM)	0.407791	0.069751	7.55e-09
FuelType (C2)	0.277207	0.138737	0.046077
FuelType (M2)	0.450185	0.173134	0.009503

FuelType (Other)	0.256793	0.183091	0.161175
Detection (LKT)	0.473159	0.087598	8.93e-08
Detection (UNP)	0.374296	0.107780	0.000545
Method (Air Tanker)	0.359433	0.113255	0.001568
Method (Ground Trained)	-0.522130	0.315688	0.098565
Method (Helitanker)	-0.216930	0.216166	0.315932
Method (Other Ground)	-0.132343	0.098900	0.181260
Growth	-0.084160	0.079648	0.291018

Significância dos Termos Suavizados

	EDF	REF.EDF	Valor-P
s(IASize)	2.286	2.797	0.00709
s(BHSize)	1.000	1.000	0.90628
s(Exsize)	1.000	1.000	0.97724

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Dos resultados obtidos na Tabela 4, entre os efeitos lineares, observa-se que o número de focos de incêndio (Fires) apresenta associação significativa com a variável resposta (valor-p = 0,0244), com coeficiente positivo (0,0079), indicando que um aumento no número de focos tende a estar associado a um aumento da resposta modelada. O período do dia (Period (PM)) também se mostra altamente significativo ($p < 0,001$), com coeficiente positivo (0,4078), sugerindo que incêndios ocorridos no período da tarde estão associados a valores maiores da resposta em comparação aos registrados pela manhã.

Entre os níveis da variável FuelType, destacam-se os tipos C2 e M2, ambos com efeitos positivos e significativos. O tipo C2 apresentou coeficiente de 0,2772 ($p = 0,0461$), enquanto o tipo M2 exibiu coeficiente de 0,4502 ($p = 0,0095$), sugerindo que esses tipos de combustível estão associados a maiores valores da variável resposta em comparação ao tipo de referência (C1). O tipo *Other* não apresentou significância estatística.

Quanto ao modo de detecção, os incêndios detectados por torres de observação (Detection (LKT)) e por fontes não especificadas (UNP) apresentaram coeficientes positivos elevados (0,4732 e 0,3743, respectivamente), ambos altamente

significativos ($p < 0,001$). Isso indica que tais modos de detecção estão associados a maiores valores da variável resposta em comparação ao modo de referência.

No que se refere aos métodos de combate, o uso de Air Tanker apresentou coeficiente positivo significativo (0,3594; $p = 0,0016$), sugerindo associação com aumento da resposta em relação ao método de referência. O método Ground Trained apresentou efeito negativo e marginalmente significativo (coeficiente = -0,5221; $p = 0,0986$), sugerindo uma possível tendência de redução da resposta, embora sem evidência estatística robusta ao nível de 5%. Os demais métodos (Helitanker e Other Ground) não mostraram efeitos significativos.

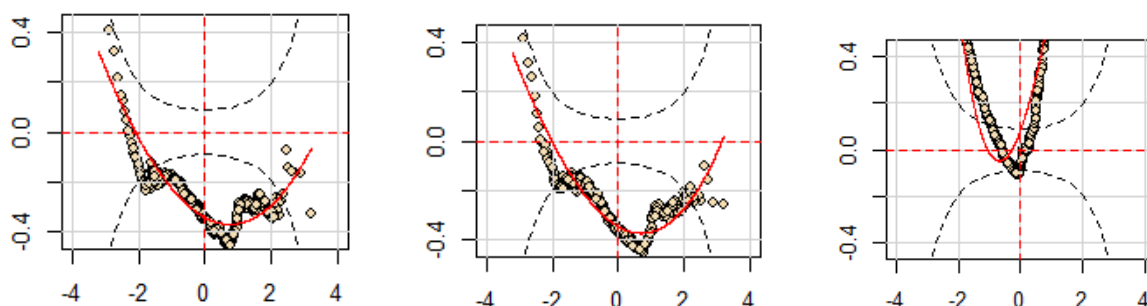
Por fim, em relação aos efeitos não lineares, observou-se que apenas a função suavizada associada à IA Size (área inicial queimada) foi estatisticamente significativa ($p = 0,0071$), com grau de liberdade efetivo (EDF) de 2,286, sugerindo uma relação não linear entre essa variável e a resposta. Os termos BH Size e Ex Size não apresentaram significância estatística, indicando ausência de padrões não lineares relevantes no ajuste do modelo.

4.3 ANÁLISE DE RESÍDUOS DOS MODELOS GAM PROPOSTOS

Para avaliar a qualidade do ajuste dos modelos GAM propostos na avaliação do tempo de resposta aos incêndios na região de Alberta no Canadá, foi considerada uma avaliação dos resíduos dos modelos. Para tal, construiu-se o *worm plot* via função `wp()` que investiga o quão bem o modelo se ajusta aos dados. Segundo Willem van Buuren, o *worm plot* é um QQ-plot sem tendência. Esta ferramenta de diagnóstico permite checar os resíduos em diferentes regiões de uma ou mais variáveis preditoras.

Os pontos mostram os desvios dos resíduos ordenados de seus valores esperados (aproximados) representados pela curva. Quanto mais próximos dessa linha, mais próxima a distribuição dos resíduos está de uma normal padrão. O intervalo de confiança de 95% dá uma impressão da variação da amostragem e delinea a região onde a minhoca (worm) deve ser localizada. A forma da minhoca comunica o tipo de desajuste entre o modelo e os dados. Se os dados forem normais a curva worm-plot deve aparentar uma minhoca achatado, os pontos próximos a curva vermelha e com poucas oscilações. Os resultados são exibidos na Figura 3.

Figura 3. *Worm plot* dos modelos GAM propostos utilizando a família de distribuições gama, *scaled t*, e Tweedie para a análise dos tempos de resposta aos incêndios na região de Alberta no Canadá, no período de 1995 a 2002.



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Dos resultados da Figura 3, observa-se que no primeiro gráfico, os pontos seguem aproximadamente a linha vermelha, mas há desvios nas extremidades, indicando que os resíduos têm caudas mais pesadas ou assimetria leve. Isso sugere que a distribuição dos resíduos não é perfeitamente normal, mas não é um desvio crítico. No segundo gráfico, percebe-se que é semelhante ao primeiro gráfico; pontos próximos à linha central, com ligeiro desvio nas extremidades. No terceiro gráfico, apresenta um formato em “V” invertido, mostrando que os resíduos extremos estão muito concentrados nas caudas. Isso indica que os resíduos não seguem a normalidade; possivelmente existe heterocedasticidade (variância não constante) ou presença de outliers significativos.

Além do worm plot, também foi considerado o gráfico de predito x observado que investiga a capacidade do modelo em representar adequadamente os valores observados a partir das previsões obtidas. Esse gráfico permite avaliar visualmente a qualidade do ajuste, indicando tanto próximos os valores previstos estão dos observados. Um bom ajuste é caracterizado pela concentração dos pontos ao redor da linha de 45°, sugerindo que o modelo reproduz de forma satisfatória o comportamento dos dados. Os resultados são exibidos na Figura 4.

Figura 4. Gráfico de *Predito x Observado* dos modelos GAM propostos utilizando a família de distribuições gama, *scaled t*, e Tweedie para a análise dos tempos de resposta aos indênios na região de Alberta no Canadá, no período de 1995 a 2002.

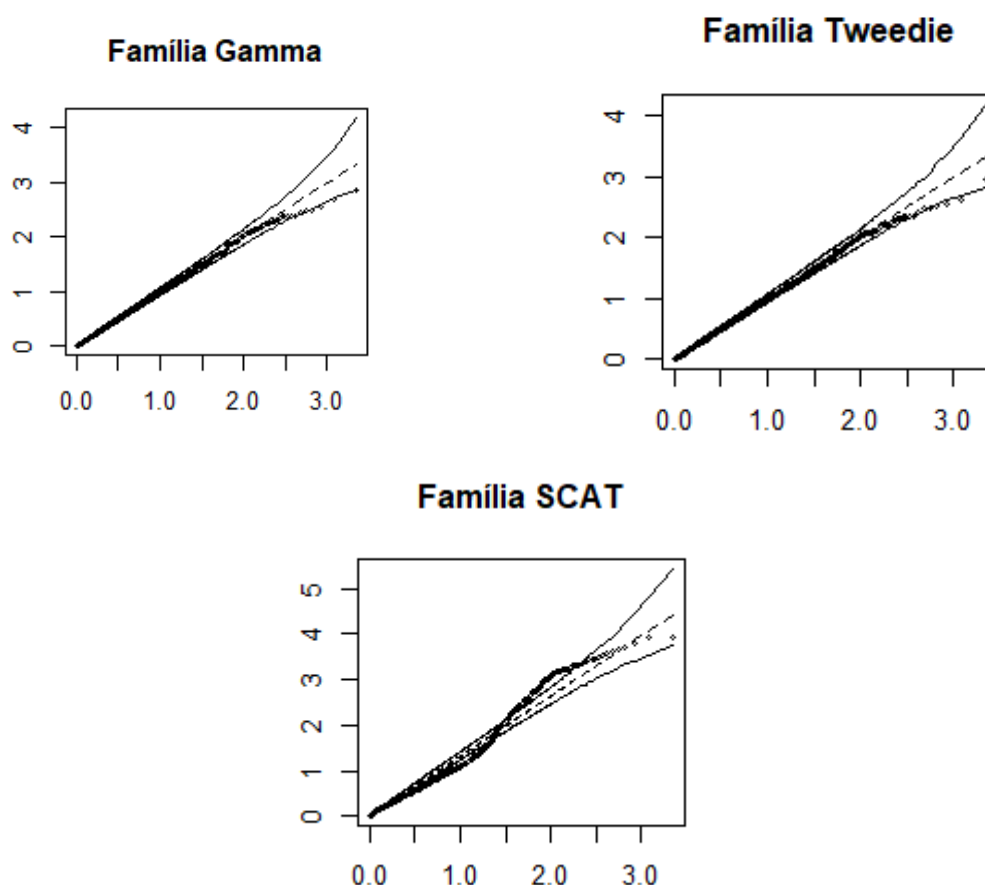


Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Dos resultados da Figura 4, observa-se que na primeira imagem o modelo conseguiu capturar a concentração de respostas na parte mais baixas, e pouco no longo do tempo, com isso percebemos a dispersão lateral e a curva da reta sugerem falta de ajuste nas caudas. Na segunda imagem, observa se que ela lida melhor com assimetria e heterogeneidade, pois vemos pontos mais alinhados que o modelo gama, mesmo assim ela ainda tende a encolher valores extremos. Na terceira imagem percebemos que o modelo não ajustou bem para a média, pois elee falhou em representar a amplitude da variabilidade dos tempos de resposta.

Por fim, foram considerados os envelopes simulados via `hnp()` que investiga a capacidade do modelo em reproduzir a variabilidade dos dados observados por meio da comparação entre os resíduos empíricos e os esperados sob o modelo ajustado. Esse procedimento gera intervalos de confiança simulados (envelopes) ao redor da linha de referência, permitindo verificar se os resíduos seguem o comportamento esperado. Desvios para fora do envelope indicam possíveis inadequações do modelo. Os resultados são exibidos na Figura 5.

Figura 5. Envelopes simulados dos modelos GAM propostos utilizando a família de distribuições gama, *scaled t*, e Tweedie para a análise dos tempos de resposta aos indêncios na região de Alberta no Canadá, no período de 1995 a 2002.



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Dos resultados da Figura 5, observa-se que na família gama e tweedie permite o ajuste melhor a assimetria e a heterogeneidade da variância dos dados, como percebemos no gráfico na parte da cauda, com pouco desvio. Já na família scat,

percebemos que os desvios nas caudas são mais pronunciados, mostrando que o modelo não é tão adequado comparado com os outros dois.

5. CONCLUSÃO

O presente estudo teve como objetivo avaliar o tempo de resposta aos incêndios florestais na província de Alberta, Canadá, utilizando Modelos Aditivos Generalizados (GAM). A análise permitiu mostrar fatores determinantes que influenciam diretamente a eficiência na resposta, contribuindo para uma melhor compreensão dos elementos que condicionam a dinâmica do combate ao fogo em diferentes contextos ambientais e operacionais.

Os resultados mostram que variáveis como o número de focos de incêndio, o período do dia e o tipo de combustível apresentam associação significativa com o tempo de resposta. Da mesma forma, os modos de detecção por torres de observação e fontes não especificadas, bem como o método de combate com uso de Air Tanker, mostraram-se positivamente relacionados a maiores tempos de resposta. Tais achados indicam que fatores logísticos e estruturais possuem papel relevante no desempenho das equipes de supressão. Além disso, os efeitos não lineares associados à área inicial queimada (IA Size) demonstraram que esta variável exerce influência de forma mais complexa, confirmando a importância da modelagem flexível proporcionada pelos GAMs.

No que se refere às distribuições adotadas, observou-se que as famílias gama, scaled t e Tweedie apresentaram desempenhos distintos, sendo que as distribuições gama e Tweedie mostraram maior adequação na representação da assimetria e heterogeneidade dos tempos de resposta. A análise dos resíduos corroborou essa conclusão, indicando que tais modelos conseguem capturar, ainda que parcialmente, as variações extremas que caracterizam o fenômeno estudado.

De forma geral, os resultados reforçam a relevância do uso de GAMs na análise de incêndios florestais, uma vez que esses modelos possibilitam a identificação de relações lineares e não lineares entre as variáveis de interesse, fornecendo subsídios estatísticos para a formulação de políticas públicas mais eficazes de prevenção e resposta. Além disso, o estudo contribui para a compreensão dos desafios operacionais como Fires, Period(PM), Fwi, Isi, Fueltype(M2), Detection(LKT e UNP), Method(AIR TANKER) e s(IASize) que são enfrentados em regiões de clima continental, como Alberta, se combinam de maneira complexa para determinar o comportamento do fogo.

REFERÊNCIAS

Alcântara, Cássio de. **TCC, Trabalho de conclusao de curso:** Modelos aditivos generalizados para posição, escala e forma (Gamlss) na modelagem da área miocárdica sob risco de Necrose. Acesso em: 21 dez. 2018.

ALBERTA WILDFIRE. *Wildfire in Alberta: Reports and Statistics*. 2021. Disponível em: <https://wildfire.alberta.ca/wildfire-status/wildfire-statistics.aspx>. Acesso em: 10 out. 2021.

Aragão, L. E. O. C., L. O. Anderson, M. G. Fonseca, T. M. Rosan, L. B. Vedovato, F. H. Wagner, C. V. J. Silva, C. H. L. S. Junior, E. Arai, A. P. Aguiar, et al. 2018. "21st Century DroughtRelated Fires Counteract the Decline of Amazon Deforestation Carbon Emissions." *Nature Communications* 9 (1):1–12.

BENTO-GONÇALVES, A., LOURENÇO, L., & DIAS da SILVA, J. (2007). Manifestação do risco de incêndio florestal, causas e investigação criminal. *Territorium*, 14, 81– 87.

Buuren, S. van (1997). *Diagnostic plots for multivariate normality*. *Statistica Neerlandica*, 51(1), 73–88.

Félix, Fernando Ricardo Ferreira. **TCC, Trabalho de conclusao de curso:** Ensaio metodológico sobre a importância da modelação espacial da sinuosidade rodoviária para apoio à decisão no ataque inicial aos incêndios florestais: o exemplo da serra da Lousã. Disponível em <https://estudogeral.uc.pt/handle/10316/27444>. Acesso em: 21 out. 2014

GAYLOR, H. P. *Wildfires – Prevention and Control*. Robert J. Brady, Bowie, 319p. 1974

INPE. Método do cálculo do risco de fogo do programa do INPE - versão 11, junho/2019. 2019. Disponível em: http://queimadas.dgi.inpe.br/~rqueimadas/documentos/RiscoFogo_Sucinto.pdf.

LÓPEZ-VICENTE, M.; GONZÁLEZ-ROMERO, J.; LUCAS-BORJA, M. E. Forest fire effects on sediment connectivity in headwater sub-catchments: Evaluation of indices performance. *Science of the Total Environment*, v. 732, p. 1-16, 2020.

LOURENÇO, Luciano. Tipos de tempos correspondentes aos grandes incêndios florestais ocorridos em 1986 no Centro de Portugal. *Finisterra*, v. XXIII, n. 46, p. 241-270, 1998.

MAIA, Alexandre Gori; ROMEIRO, Ademar Ribeiro; REYDON, Bastiaan Philip. Valoração de recursos ambientais – metodologias e recomendações. Campinas: le/unicamp, 2004. 39 p. Disponível em: . Acesso em: 10 abr. 2018.

MARTINS, Guilherme et al. Dinâmica Espaço-Temporal das Queimadas no Brasil no Período de 2003 a 2018. *Revista Brasileira de Geografia Física*, v. 13, n. 4, p. 1558-1569, jun. 2020.

MORELLO, Thiago Fonseca et al. Predicting fires for policy making: Improving accuracy of fire brigade allocation in the Brazilian Amazon. *Ecological Economics*, v. 169, p. 106501, 2020.

Eiras-Barca, J., F. Dominguez, Z. Yang, D. Chug, R. Nieto, L. Gimeno, and G. Miguez-Macho. 2020. "Changes in South American Hydroclimate under Projected Amazonian Deforestation." *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1472 (1):104–122.

Miranda, Yara Campos. A statistical approach to analyze and forecast the dynamics of active fire in the Brazilian legal Amazon. Disponível em: www.tandfonline.com/journals/ucas20

MISAGHI, P.; HASSAN, Y. Modeling Operating Speed and Speed Differential on Two-Lane Rural Roads. *Journal of Transportation Engineering*, n. 131, 2005. Disponível em: <https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/109809/Modeling%20operating%20speed%20autor.pdf;jsessionid=BFEEA2C1485816CAD0105087A4200D5A?sequence=3>.

MOTTA, Daniel Souza. Identificação dos fatores que influenciam no comportamento do fogo em incêndios florestais. Trabalho de Conclusão de Curso (TCC), Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, 2021. Disponível em: https://rima.ufrrj.br/jspui/bitstream/20.500.14407/2736/1/Daniel_Souza_Motta.pdf.

LUCIARDO, Renildes Oliveira; CUNHA, Nina Rosa da Silveira; SILVA JUNIOR, Aziz Galvão 62 da. IDENTIFICAÇÃO E PROPOSIÇÃO DE MÉTODOS DE VALORAÇÃO ECONÔMICA DOS EFEITOS DAS QUEIMADAS NO ESTADO DE MATO GROSSO. Congresso da Sober, Cuiabá, v. 10, n. , p.14-28, nov. 2004. Disponível em: . Acesso em: 03 abr. 2018.

SILVA, J.C. Diagnóstico das áreas de maior incidência de incêndios florestais em unidades de conservação, Tese (mestrado) – Universidade de Brasília, Brasília. 2001.

STRALBERG, D. et al. Wildfire-mediated vegetation change in boreal forests of Alberta, Canada. *Ecosphere*, v. 9, n. 3, p. e 02156, 2018.

Finney, M. A. (2004). FARSITE: Fire Area Simulator—model development and evaluation. *USDA Forest Service, Rocky Mountain Research Station*. <https://www.fs.usda.gov/rmrs/publications/farsite-fire-area-simulator-model-development-and-evaluation>

Pyne, S. J., Andrews, P. L., & Laven, R. D. (1996). *Introduction to wildland fire* (2nd ed.). Wiley.

https://www.frames.gov/documents/behaveplus/publications/Pyne_etal_1996_Ch1.pdf

BECK, H.E. et al. Present and future Köppen-Geiger climate classification maps at 1-km resolution. Scientific Data, New Jersey, 2018.

Hastie, T. and R. Tibshirani (1986). Generalized additive models (with discussion). Statistical Science 1, 297–318.