



UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS FLORESTAIS

FELIPE PATRÍCIO DAS NEVES

**DIAGNÓSTICO E PREDIÇÃO DE INCÊNDIOS FLORESTAIS COM O USO DE REDES
NEURAIS ARTIFICIAIS**

JERÔNIMO MONTEIRO – ES

2022

FELIPE PATRÍCIO DAS NEVES

**DIAGNÓSTICO E PREDIÇÃO DE INCÊNDIOS FLORESTAIS COM O USO DE REDES
NEURAIS ARTIFICIAIS**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais do Centro de Ciências Agrárias e Engenharias da Universidade Federal do Espírito Santo, como parte das exigências para obtenção do Título de Doutor em Ciências Florestais na Área de Concentração Ciências Florestais.

Orientador: Prof. Dr. Nilton Cesar Fiedler.

Coorientador: Prof. Dr. Alexandre R. dos Santos.

Coorientador: Prof. Dr. Ronie Silva Juvanhol

JERÔNIMO MONTEIRO – ES

2022

Ficha catalográfica disponibilizada pelo Sistema Integrado de
Bibliotecas - SIBI/UFES e elaborada pelo autor

Neves, Felipe Patrício das, 1979-
N511d Diagnóstico e predição de incêndios florestais com o
uso de redes neurais artificiais / Felipe Patrício das Neves.
- 2022. 118 f. : il.

Orientador: Nilton Cesar Fiedler.

Coorientadores: Alexandre Rosa dos Santos, Ronie
Silva Juvanhol.

Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade
Federal do Espírito Santo, Centro de Ciências Agrárias e
Engenharias.

1. Incêndios florestais - Prevenção e controle. 2.
Incêndios florestais - Previsão. 3. Florestas - Conservação.
I. Fiedler, Nilton Cesar. II. Santos, Alexandre Rosa dos. III.
Juvanhol, Ronie Silva. IV. Universidade Federal do Espírito
Santo. Centro de Ciências Agrárias e Engenharias. V.
Título.

CDU: 630*38

DIAGNÓSTICO E PREDIÇÃO DE INCÊNDIOS FLORESTAIS COM O USO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Felipe Patricio Das Neves

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais do Centro de Ciências Agrárias e Engenharias da Universidade Federal do Espírito Santo, como parte das exigências para obtenção do Título de Doutor em Ciências Florestais na Área de Concentração Ciências Florestais.

Aprovada em 24 de fevereiro de 2022.



Prof. Dr. Flávio Cipriano de Assis do Carmo (Examinador externo)
Universidade Federal de Campina Grande

Documento assinado digitalmente



ELAINE CRISTINA GOMES DA SILVA
Data: 24/02/2022 17:53:34-0300
Verifique em <https://verificador.iti.br>

Prof^a. Dr^a. Elaine Cristina Gomes da Silva (Examinadora externa)
Universidade Federal do Espírito Santo

Documento assinado digitalmente



Saulo Boldrini Gonçalves
Data: 24/02/2022 16:00:08-0300
Verifique em <https://verificador.iti.br>

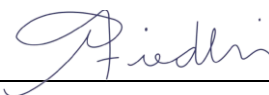
Prof. Dr. Saulo Boldrini Gonçalves (Examinador externo)
Universidade Federal do Tocantins

Documento assinado digitalmente



REGINALDO SERGIO PEREIRA
Data: 24/02/2022 17:07:53-0300
Verifique em <https://verificador.iti.br>

Prof. Dr. Reginaldo Sérgio Pereira (Examinador externo)
Universidade de Brasília



Prof. Dr. Nilton Cesar Fiedler (Orientador)
Universidade Federal do Espírito Santo

DEDICATÓRIA

Dedico esta pesquisa a Deus, à minha esposa, aos meus filhos, aos meus pais e irmãos, e a todos que testemunharam minha trajetória acadêmica e contribuíram de alguma maneira para a realização deste objetivo tão importante em minha vida.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus, por tudo em minha vida.

À minha família, especialmente à Lorena, minha esposa, pelo companheirismo, dedicação a mim e a nossos filhos Giovana e Henrique, pelo apoio nos momentos mais difíceis que tivemos. A todos eles, que não mediram esforços para me ajudar nessa etapa tão importante da minha vida.

Aos meus pais, Maria das Graças e Dacílio, pelas frequentes palavras de incentivo, por sempre acreditarem no meu potencial e por me servirem de exemplo de superação e perseverança na vida.

A todos os meus irmãos, especialmente ao Vagner, que, além do apoio para conclusão do curso, sempre esteve presente, mesmo que a distância, com suas palavras de incentivo, serviu-me de referência de disciplina e aplicação nos estudos na família, e não poderia deixar de destacar.

Ao Professor e Orientador Nilton Cesar Fiedler, pela oportunidade em participar do curso, pelas orientações, conversas, direcionamentos no trabalho, parcerias em pesquisas e eventos.

Ao Professor e Coorientador Alexandre Rosa dos Santos, pelas orientações e apoio em toda a minha trajetória no PPGCF, fundamentais para a conclusão do curso.

Ao Professor e Coorientador Ronie Silva Juvanhol, pelas contribuições e orientações realizadas, muito importantes para o aperfeiçoamento de todo o trabalho.

A Professora Elaine Cristina Gomes da Silva, pelas contribuições valiosas, oportunidades de pesquisa e conselhos muito importantes para a concretização desta vitória.

Ao Sr Cel BM Alexandre dos Santos Cerqueira, Comandante do Corpo de Bombeiros Militar do Estado do Espírito Santo (CBMES), Doutor em Administração, pela UFES, pela autorização para uso de dados de atendimentos do CBMES.

Ao Sr Ten Cel BM Márcio Machado da Silva, Comandante do 2º Batalhão de Bombeiros Militar, pelas valiosas palavras de incentivo e apoio, durante os últimos anos de curso.

À UFES e a todos os Professores e Colaboradores do Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais, pelos ensinamentos e contribuições.

Aos membros da banca de tese, pelas sugestões preciosas para melhoria do trabalho.

E também a todos que colaboraram direta ou indiretamente para a realização deste trabalho e que, por ventura, não tenham sido mencionados nesta ocasião.

E também à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001, pelo apoio para a realização do trabalho.

BIOGRAFIA

Felipe Patrício das Neves, nascido em 28 de janeiro de 1979 na cidade de Baixo Guandu, ES, filho de Dacilio Ferreira das Neves e Maria das Graças Patrício das Neves. Possui curso técnico em Edificações, na Escola Técnica Federal do Espírito Santo, atual Instituto Federal do Espírito Santo (IFES). Ingressou no Corpo de Bombeiros Militar do Estado do Espírito Santo (CBMES) em 2001, como oficial na Corporação. Graduação em Engenharia de Incêndio e Pânico, pela Academia de Bombeiro Militar Coronel Osmar Alves Pinheiro, pelo Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal, Brasília, em 2003. Em 2009, concluiu o Mestrado em Engenharia Mecânica, pela Universidade Federal do Espírito Santo (UFES), linha de pesquisa Mecânica dos Sólidos. Já em 2018, ingressou no Doutorado em Ciências Florestais, também pela UFES, linha de pesquisa em Manejo Florestal: Incêndios florestais, onde desenvolveu pesquisas com ênfase na predição de incêndios por inteligência artificial do tipo redes neurais artificiais. Atualmente ocupa o posto de Major, na função de Subcomandante do 2º Batalhão de Bombeiros Militar, município de Linhares/ES.

*“Antes, felizes são aqueles que ouvem a palavra de Deus e
lhe obedecem”*

(Lucas 11:28)

RESUMO

NEVES, Felipe Patrício das. **Diagnóstico e Predição de incêndios florestais com o uso de redes neurais artificiais**. 2022. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) – Universidade Federal do Espírito Santo, Jerônimo Monteiro, ES. Orientador: Prof. Dr. Nilton Cesar Fiedler. Coorientadores: Prof. Dr. Alexandre Rosa dos Santos. Prof. Dr. Ronie Silva Juvanhol.

Nos últimos anos os incêndios florestais têm sido cada vez mais frequentes em várias regiões do mundo. Com isso, diversas instituições têm buscado estratégias capazes de mitigar suas consequências, já que podem ocasionar sérios prejuízos à sociedade, em meio a recursos financeiros, humanos e materiais limitados. Nesse contexto, esta pesquisa objetivou realizar diagnóstico da série histórica de atendimentos do Corpo de Bombeiros Militar a incêndios florestais no estado do Espírito Santo, de 2010 a 2019. Em seguida, analisou detalhes relacionados às ações de combate aos incêndios, como tempo de empenho de equipes, deslocamentos, vegetações impactadas, períodos de demanda. Além disso, propôs-se modelo híbrido de mapa de incêndios, reunindo dados do Centro Integrado Operacional e Defesa Social (CIODES) e do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE); modelaram-se redes neurais artificiais (inteligência artificial) para predição de novos focos no norte e noroeste do estado, com base na série histórica de incêndios registrados pelo CIODES e dados meteorológicos de estações do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Para análise estatística os dados de atendimentos foram submetidos ao teste de análise de variância, sendo que, quando F significativo, médias foram submetidas ao teste Tukey ao nível de significância de 5%. Utilizaram-se na criação de mapas e análises espaciais os softwares ArcGIS 10.8 e QGIS 3.16, e o *Statistical Package for the Social Sciences* (SPSS), da *International Business Machines Corporation* (IBM), na construção das redes neurais artificiais e predição de incêndios florestais. Destacaram-se como períodos críticos os anos 2015 e 2019; meses de agosto a outubro, e janeiro a março (inverno e verão) com maior incidência anual; assim como entre as sextas-feiras e domingos. Constatou-se também que os incêndios florestais foram mais frequentes nas microrregiões administrativas Metropolitana, Rio Doce, Centro-Oeste, Nordeste e Central Sul. Tanto os registros do CBMES quanto do INPE apresentaram tendências semelhantes, diferindo-se em números absolutos devido à metodologia empregada pelos órgãos responsáveis. Além disso, notou-se de forma geral aumento nas

médias mensais de tempo de empenho e deslocamentos de viaturas da Corporação em 2018 e 2019; as vegetações mais impactadas foram não nativas (66,91%), além de nativas (17,88%), e vegetações rasteiras/terrenos baldios (15,21%). O mapa híbrido utilizando dados do CIODES e do INPE mostrou-se relevante, capaz de auxiliar os gestores responsáveis em planejamentos de ações futuras. Por fim, foi possível modelar redes neurais artificiais para os 05 municípios mais castigados da região norte e noroeste do estado e validá-las, tendo suas métricas de desempenho apuradas, apresentando no geral boa acurácia e precisão. Quanto à importância de variáveis, a velocidade do vento destacou-se nas redes de Linhares e Nova Venécia, enquanto a umidade relativa do ar, para os municípios de Colatina e Aracruz, e a temperatura, para a rede de São Mateus. Quando submetidas a situações hipotéticas, foram capazes de prever focos para cada condição e local propostos no estudo. Dessa forma, a pesquisa obteve informações técnicas importantes, capazes de subsidiar decisões estratégicas de gestores competentes, buscando otimizar o emprego de recursos públicos em ações voltadas a este tipo de desastre.

Palavras chave: Proteção florestal, Prevenção e combate a incêndios, Geotecnologias, Rede Neural Artificial.

ABSTRACT

NEVES, Felipe Patrício das. **Diagnosis and prediction of forest fires using artificial neural networks**. 2022. Thesis (Doctorate in Forest Sciences) – Federal University of Espírito Santo, Jerônimo Monteiro, ES. Advisor: Prof. Dr. Nilton Cesar Fiedler. Co-advisors: Prof. Dr. Alexandre Rosa dos Santos. Prof. Dr. Ronie Silva Juvanhol.

In recent years forest fires have been increasingly frequent in several regions of the world. As a result, several institutions have sought strategies capable of mitigating its consequences, as they can cause serious damage to society, amid limited financial, human and material resources. In this context, this research aimed to carry out a diagnosis of the historical series of services provided by the Military Fire Brigade to forest fires in the state of Espírito Santo, from 2010 to 2019. Then, it analyzed details related to firefighting actions, such as time of commitment of teams, displacements, impacted vegetation, periods of demand. In addition, a hybrid fire map model was proposed, gathering data from the Integrated Operational and Social Defense Center (CIODES) and the National Institute for Space Research (INPE); Artificial neural networks (artificial intelligence) were modeled to predict new outbreaks in the north and northwest of the state, based on the historical series of fires recorded by CIODES and meteorological data from stations of the National Institute of Meteorology (INMET). For statistical analysis, the attendance data were submitted to the analysis of variance test, and, when F was significant, means were submitted to the Tukey test at a significance level of 5%. The software ArcGIS 10.8 and QGIS 3.16, and the Statistical Package for the Social Sciences (SPSS), from the International Business Machines Corporation (IBM), were used in the creation of maps and spatial analysis, in the construction of artificial neural networks and prediction of forest fires. . The years 2015 and 2019 stood out as critical periods; August to October, and January to March (winter and summer) with higher annual incidence; as well as between Fridays and Sundays. It was also found that forest fires were more frequent in the administrative micro-regions Metropolitana, Rio Doce, Midwest, Northeast and Central Sul. Both CBMES and INPE records showed similar trends, differing in absolute numbers due to the methodology used by Organs responsible bodies. In addition, there was a general increase in the monthly averages of commitment time and displacement of the Corporation's vehicles in 2018 and 2019; the most impacted vegetation was non-native (66.91%), in addition to native (17.88%), and undergrowth/wasteland (15.21%). The hybrid map using data from CIODES and INPE proved to be relevant, capable of helping responsible managers in planning future

actions. Finally, it was possible to model artificial neural networks for the 05 most punished municipalities in the north and northwest of the state and validate them, having their performance metrics determined, showing generally good accuracy and precision. Regarding the importance of variables, wind speed stood out in the Linhares and Nova Venécia networks, while relative air humidity for the municipalities of Colatina and Aracruz, and temperature for the São Mateus network. When subjected to hypothetical situations, they were able to predict foci for each condition and location proposed in the study. In this way, the research obtained important technical information, capable of supporting strategic decisions of competent managers, seeking to optimize the use of public resources in actions aimed at this type of disaster.

Keywords: Forest Protection, Fire prevention and fighting, Geotechnologies, Artificial Neural Network.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Triângulo do fogo	21
Figura 2. Classificação dos incêndios florestais.....	23
Figura 3. Áreas de atuação e municípios com unidades de bombeiros no estado do Espírito Santo	30
Figura 4. Neurônio biológico	32
Figura 5. Modelo de um Neurônio Artificial	33
Figura 6. Exemplo de uma RNA	34
Figura 7. Classificação de redes de acordo com as camadas: A) Camada simples; B) Camadas múltiplas e C) Rede recorrente.....	35
Figura 8. Funções de ativação.....	38
Figura 9. Grupos de treinamento.	39
Figura 10. Área de estudo.....	51
Figura 11. Fluxograma metodológico.....	52
Figura 12. Mapas temáticos de ocorrências de incêndios florestais no Estado do Espírito Santo.	55
Figura 13. Mapas de calor anuais de incêndios florestais entre 2010 a 2019 no ES.	57
Figura 14. Evolução dos incêndios florestais registrados pelo CIODES por ano (14A) e médias por dia da semana (14B), média de incêndios por estações (14C) e microrregiões administrativas (14D).	60
Figura 15. Incêndios florestais registrados pelo CIODES e focos registrados pelo INPE entre 2010 e 2019.....	62
Figura 16. Área de estudo.....	71
Figura 17. Estimador de Kernel (densidade de pontos e raio de ação)	75
Figura 18. Função Gaussiana do Estimador de Kernel.	75
Figura 19. Tempo de empenho médio por atendimento por ano.	79
Figura 20. Deslocamento médio por atendimento em quilômetros (km).	81
Figura 21. Vegetações afetadas pelos incêndios florestais atendidos pelo CBMES (2015-2019).....	82
Figura 22. Período do dia de Incêndios Florestais atendidos pelo CBMES entre 2015 e 2019, em colunas (22A) e em forma circular (22B)	83
Figura 23. Incêndios atendidos pelo CBMES e focos de calor registrados pelo INPE.....	84
Figura 24. Localização da área de estudo	93

Figura 25. Fluxograma metodológico de execução da pesquisa	94
Figura 26. Estações meteorológicas utilizadas na pesquisa.....	96
Figura 27. Estruturas de redes dos municípios abordados	103
Figura 28. Grau de ajustamento (R^2).	106
Figura 29. Resíduos.....	107
Figura 30. Análise gráfica de importâncias das variáveis para a RNA.....	108
Figura 31. Predições de incêndios florestais para 05 municípios mais impactados do norte do ES	112

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Áreas e percentuais das regiões de influência das ocorrências de incêndios florestais (Estimativa de Kernel)	58
Tabela 2 - Atendimentos de ocorrências de incêndios florestais registrados pelo CIODES	59
Tabela 3 - Estatística de atendimentos a incêndios florestais realizados pelo CBMES	77
Tabela 4 - Tempo de empenho médio em ocorrências de combate a incêndios florestais (horas)	78
Tabela 5 - Deslocamento médio em quilômetros (km)	80
Tabela 6 - Variáveis quantitativas (numéricas)	95
Tabela 7 - Estrutura básica dos dados de entrada e saídas da RNA	100
Tabela 8 - Municípios do norte do ES mais impactados por incêndios florestais entre 2017 e 2019	101
Tabela 9 - Variáveis meteorológicas - Linhares	101
Tabela 10 - Variáveis meteorológicas - São Mateus	101
Tabela 11 - Variáveis meteorológicas - Colatina	102
Tabela 12 - Variáveis meteorológicas - Aracruz	102
Tabela 13 - Variáveis meteorológicas - Nova Venécia	102
Tabela 14 - Estruturas de redes neurais elaboradas	105
Tabela 15 - Importância normalizada de variáveis	109
Tabela 16 - Resumos dos processamentos das redes	109
Tabela 17 - Sumarização de erros por município	110
Tabela 18 - Resultados por município	110
Tabela 19 - Dados meteorológicos utilizados na predição de incêndios florestais	112

LISTA DE SIGLAS

ANA	Agência Nacional de Águas
BBM	Batalhão Bombeiro Militar
CBMES	Corpo de Bombeiros Militar do Estado do Espírito Santo
CF	Constituição Federal
Cia Ind	Companhia Independente
CIODES	Centro Integrado Operacional de Defesa Social
CPRM	Companhia de Pesquisas de Recursos Minerais
CTIF	<i>International Association of Fire and Rescue Services</i>
FAO	<i>Food and Agriculture Organization</i>
GEOBASES	Sistema Integrado de Bases Geoespaciais do Estado do Espírito Santo
GEOSP	Gerência do Observatório de Segurança Pública do Estado do Espírito Santo
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IBM	<i>International Business Machines Corporation</i>
ICMBIO	Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade
IDAF	Instituto de Defesa Agropecuária e Florestal
IDW	<i>Inverse Distance Weighting</i>
INCAPER	Instituto Capixaba de Pesquisas, Assistência Técnica e Extensão Rural
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IPCC	<i>Intergovernmental Panel on Climate Change</i>
MLP	<i>Multilayer Perceptron</i>
REBIO	Reserva Biológica
RMGV	Região Metropolitana da Grande Vitória
RNA	Redes Neurais Artificiais
SESP	Secretaria da Segurança Pública e Defesa Social
SPSS	<i>Statistical Package for the Social Sciences</i>
TNC	<i>The Nature Conservancy</i>
UC	Unidade de Conservação

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	18
2. OBJETIVOS.....	20
2.1 Objetivo geral.....	20
2.2 Objetivos específicos.....	20
3. REVISÃO DE LITERATURA.....	21
3.1 O Fogo.....	21
3.2 Incêndios florestais	22
3.2.1 Classificação dos incêndios florestais	22
a) Incêndios Superficiais.....	22
b) Incêndios Subterrâneos.....	23
c) Incêndios de copa	23
3.2.2 Causas dos incêndios florestais	24
3.2.3 Consequências dos incêndios florestais	24
3.2.4 Fatores que influenciam os incêndios florestais.....	25
3.3 Corpo de Bombeiros Militar do Estado do Espírito Santo (CBMES).....	29
3.3.1 Recursos humanos	30
3.3.2 Recursos logísticos	30
3.4 Inteligência artificial	31
3.4.1 Redes Neurais Artificiais – RNAs.....	31
3.4.2 Função de ativação	36
3.4.3 Treinamento da RNA	38
3.4.4 RNA no ramo florestal.....	40
REFERÊNCIAS	42
CAPÍTULO I - ANÁLISE DA DISTRIBUIÇÃO DE ATENDIMENTOS A INCÊNDIOS FLORESTAIS NO ESTADO DE ESPÍRITO SANTO, BRASIL	48
1. INTRODUÇÃO	49
2. MATERIAL E MÉTODOS	51
2.1 Área de estudo:	51
2.2 Coleta de dados	52
2.3 Procedimentos	52

2.4 Análise estatística	54
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO	55
4. CONCLUSÕES	63
REFERÊNCIAS	64
CAPÍTULO II - A DINÂMICA DO SERVIÇO DE ATENDIMENTO A INCÊNDIOS FLORESTAIS NO ESTADO DO ESPÍRITO SANTO, BRASIL.	68
1. INTRODUÇÃO	69
2. MATERIAIS E MÉTODOS.....	71
2.1 Área de estudo	71
2.2 Banco de dados:	72
2.3.1 Estatística descritiva dos dados de incêndios florestais atendidos pelo CBMES entre 2010 e 2019.....	72
2.3.2 Análise de peculiaridades das ações de resposta do CBMES.....	73
2.3.3 Mapa híbrido de incêndios florestais.....	74
3. RESULTADOS E DISCUSSÕES	77
3.1 Análise das ações de respostas a incêndios florestais	78
3.2 Mapa híbrido de incêndios florestais	84
4. CONCLUSÕES	85
REFERÊNCIAS.....	86
CAPÍTULO III - PREDIÇÃO DE INCENDIOS FLORESTAIS COM USO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.....	89
1. INTRODUÇÃO	90
2. MATERIAL E MÉTODOS	93
2.1 Área de estudo	93
2.2 Métodos.....	94
2.3 Variáveis utilizadas na predição de incêndios florestais.....	95
2.4 Estatística descritiva dos dados	96
2.5 Etapa de interpolação de dados.....	97
2.6 Modelagem das redes neurais artificiais (RNA's).....	97
2.7 Treinamento das redes neurais artificiais	98

2.8 Análise de desempenho das redes	98
2.9 Estrutura das redes	100
3. RESULTADOS E DISCUSSÕES	101
3.1 Análise preditiva nos 05 municípios mais impactados no norte do estado do Espírito Santo.....	101
3.2 Estruturas de redes neurais	103
3.3 Análise do grau de ajustamento (R^2) entre dados previstos e dados observados..	105
3.4 Análise de resíduos	107
3.5 Importância normalizada das variáveis preditivas	108
3.6 Processamento das redes neurais	109
3.7 Sumarização de erros apurados	110
3.8 Parâmetros das redes neurais	111
3.9 Predição de cenários futuros.....	111
4. CONCLUSÕES.....	113
REFERÊNCIAS	114

1. INTRODUÇÃO

As últimas décadas foram marcadas pelo grande número de incêndios florestais em praticamente todo o planeta. Tais desastres são responsáveis pelos maiores danos às florestas do mundo (SOARES, BATISTA, TETTO, 2017). Os incêndios florestais têm ocasionado problemas em diversas escalas, como a degradação da vegetação, impactos à biodiversidade, prejuízos financeiros e o pior das consequências, a perda de vidas. Observam-se problemas tanto em escalas regionais, como para a saúde humana, trânsito, dentre outros, quanto também em escalas mais globais, na emissão de carbonos para a atmosfera, capazes inclusive de comprometer o clima no mundo (HERAWATI; SANTOSO, 2011).

Estatísticas mundiais em relação a incêndios florestais, bem como de seus impactos negativos de diversas naturezas ainda estão longe de serem definidas com precisão, em razão da fragilidade ou até mesmo da ausência de registro de ocorrências de incêndios (CTIF, 2017). Diante desse cenário, instituições responsáveis por planejamentos e gestão de ações de prevenção e resposta a tais desastres, em meio à escassez de recursos públicos e privados, têm buscado melhores estratégias para desempenho de suas funções, priorizando maior eficiência e eficácia. Nesse sentido, cada vez mais profissionais da área têm realizado pesquisas abordando essa temática.

Em função dos inúmeros benefícios, os Corpos de Bombeiros Militares em todo o mundo têm concentrado esforços nessa seara afim de melhorar seus serviços de prevenção aos incêndios, por conhecerem bem seus efeitos catastróficos, assim como as inúmeras perdas que podem ocasionar. Vários países têm investido cada vez mais em prevenção, proteção e investigação de incêndios como Austrália, Estados Unidos, dentre outros (MAINARDES; CERQUEIRA; VASSOLER, 2016). Nesses países inclusive, novas tecnologias e ferramentas são desenvolvidas, por sofrerem todos os anos com incêndios florestais de alta intensidade (LORENZON et al., 2018). Dessa forma, pesquisas na área de gestão de combate aos incêndios florestais são muito relevantes, já que recursos principalmente públicos precisam ser utilizados de forma equilibrada e estratégica, tendo em vista as dificuldades orçamentárias frequentes na atual conjuntura econômica e ambiental. Nessa senda, para Pereira et al. (2012), bem como para Torres et al. (2017), contar com dados históricos e um bom índice de previsão facilitam a construção de políticas voltadas para a quantificação e distribuição dos recursos, visando à redução de prejuízos ambientais e financeiros. Em função das mudanças climáticas, de ações antrópicas e,

consequentemente, do aumento do número de incêndios florestais nos períodos de estiagem, por que não são implementadas estratégias de otimização do uso de recursos públicos nas ações de combate baseadas em dados preditivos? A depender do prognóstico de novos focos de incêndios florestais, recursos materiais, humanos e financeiros poderiam ser redistribuídos para regiões em situações mais vulneráveis, em busca de maior eficiência das ações empregadas. Além de utilizar os recursos públicos disponíveis de forma estratégica, com menos gastos, estudos também comprovam que as chances do controle de incêndios florestais logo nos minutos iniciais são maiores.

Além disso, essa pesquisa justifica-se pelo fato do Corpo de Bombeiros Militar do Estado do Espírito Santo (CBMES) também ser responsável legal pelo atendimento a outras emergências muito relevantes, como combate a incêndios urbanos, emergências envolvendo produtos perigosos, dentre outras. Dessa forma, exige-se da Corporação eficiência máxima nas ações de combate a incêndios florestais, por naturalmente demandarem maior tempo, recursos materiais e humanos, do que as demais naturezas de atendimento.

A pesquisa pretende utilizar a técnica de inteligência artificial do tipo redes neurais artificiais (RNA) na previsão de incêndios florestais em municípios do estado do Espírito Santo, baseado em variáveis meteorológicas e no histórico de ocorrências reais atendidas por equipes de bombeiros militares. Vários estudos têm utilizado RNA's para a previsão de diversos fenômenos, como queimadas florestais, detecção de fumaças, mapeamentos ambientais em geral (ACHARYA et al., 2014; HAUSER; KEATS; TARASOV, 2012; TETTO, et al., 2015). As redes neurais artificiais são ferramentas consideradas eficientes, capazes de modelar fenômenos complexos, não lineares e multivariados, sem necessidade inclusive de suposições de interação das variáveis utilizadas (RIAD et al., 2004).

Para isso, este estudo foi organizado em três capítulos, no formato de artigos científicos, onde foram realizados primeiramente o diagnóstico da série histórica de incêndios florestais registrados entre os anos de 2010 a 2019, em todo o território estadual; no segundo capítulo, realizou-se a análise das atuações do Corpo de Bombeiros Militar Estadual, ou seja, de como tem sido os serviços de resposta a tais desastres, como tempo de empenho, deslocamentos realizados, vegetações atingidas; e no terceiro capítulo, foi realizada a predição de incêndios florestais, com inteligência artificial do tipo RNA's, para os 05 municípios mais impactados situados nas regiões norte e noroeste do estado do Espírito Santo, baseado na série histórica de atendimentos e em variáveis meteorológicas.

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo geral

Realizar a predição de incêndios florestais com o uso de inteligência artificial (redes neurais artificiais), a partir de dados históricos, para gestão estratégica de uso de recursos públicos em ações de prevenção e combate a incêndios florestais no estado do Espírito Santo.

2.2 Objetivos específicos

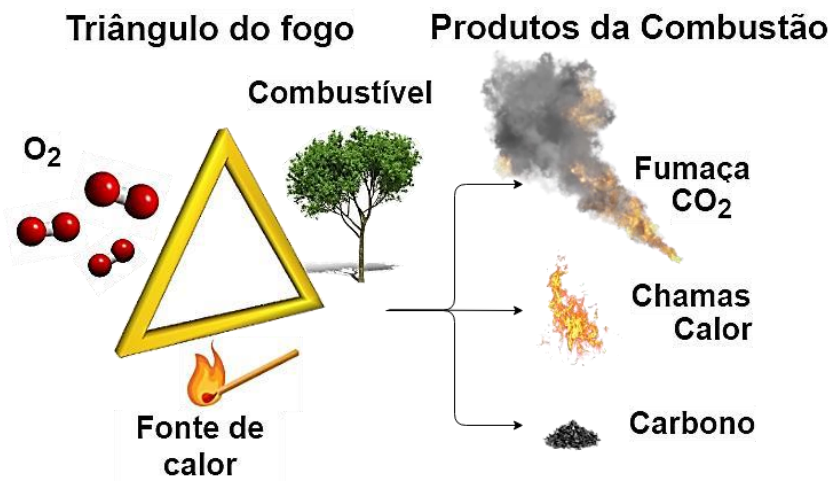
- i. Realizar diagnóstico dos atendimentos do CBMES a ocorrências de combate a incêndios florestais, entre os anos de 2010 a 2019;
- ii. Analisar a distribuição espacial e temporal de ocorrências de incêndios florestais no estado do Espírito Santo;
- iii. Descrever como tem sido as atuações operacionais do CBMES nas ações de resposta (combate), destacando informações como tempo de empenho, deslocamentos médios de veículos, vegetações impactadas e horários de atendimentos a ocorrências de incêndios florestais no estado do Espírito Santo;
- iv. Comparar dados de ocorrências registradas pelo Centro Integrado Operacional de Defesa Social (CIODES) e pelo Instituto Nacional de Pesquisas Especiais (INPE);
- v. Apresentar modelo híbrido de mapa de incêndios florestais ocorridos no Estado, com dados registrados pelo CIODES e pelo INPE, para o ano de 2019;
- vi. Elaborar modelagem de incêndios florestais nos 05 (cinco) municípios mais impactados do norte e noroeste do estado do Espírito Santo, por meio de inteligência artificial (redes neurais artificiais);
- vii. Aplicar RNA a fim de realizar a predição de incêndios florestais, com base em variáveis meteorológicas e dados históricos de incêndios florestais atendidos pelo CBMES;
- viii. Identificar quais variáveis utilizadas no modelo de RNA apresentaram maior peso na estimativa do número de incêndios florestais.

3. REVISÃO DE LITERATURA

3.1 O Fogo

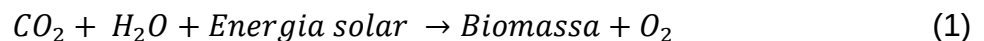
O fogo, ou também chamado de reação de combustão, trata-se de um processo resultante da rápida combinação entre moléculas de oxigênio e o combustível, induzida por uma fonte de calor, cujo produto resultante é calor, luz e a presença de chamas (SOARES; BATISTA; NUNES, 2008). Além disso, para que o fogo ocorra são necessários três elementos: oxigênio, combustível e calor, que são geralmente representados pelo “triângulo” do fogo (Figura 1).

Figura 1. Triângulo do fogo



Fonte: O autor.

Ainda de acordo com os mesmos autores, o fogo presente nos incêndios florestais libera sob forma de calor a energia armazenada no processo fotossintético, atuando, portanto, como um agente decompositor, como em uma reação inversa da fotossíntese, conforme reações de fotossíntese (Equação 1) e combustão da celulose (Equação 2) abaixo (SOARES; BATISTA, 2007).

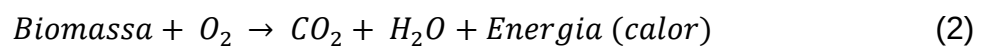


Em que:

CO_2 = gás carbônico;

H_2O = água;

O_2 = oxigênio.



Em que:

CO_2 = gás carbônico;

H_2O = água;

O_2 = oxigênio.

3.2 Incêndios florestais

Incêndio florestal é todo fogo sem controle que incide sobre qualquer forma de vegetação, podendo ocorrer por fontes naturais (raio, por exemplo) ou antrópicas, que pode ser intencional ou por negligência (ANDERSON et al., 2005). Para Soares, Batista e Nunes (2008), define-se incêndio florestal como uma reação química de combustão não controlada, que se propaga livremente, consumindo os combustíveis naturais de uma determinada floresta. Para que um incêndio ocorra, necessita-se da presença simultânea de oxigênio, combustível e a fonte de calor (MARQUES et al., 2011). Caracteriza-se por queimar-se de forma livre, respondendo às variações do ambiente.

Além disso, os incêndios florestais são consequências de processos de combustão na floresta. Considera-se que a vegetação se ofereça como o combustível necessário para que o fogo ocorra e, posteriormente, o incêndio se propague. Sendo assim, troncos, galhos e folhas possuem celulose que, em função da queima, liberam gás carbônico (CO₂) e vapor d'água na forma de fumaça (SANT'ANNA; FIEDLER; MINETTE, 2007). Os trabalhos de combate a tais incêndios são desgastantes, agravado ainda se as condições de trabalho forem precárias, comprometendo os níveis de saúde, segurança, satisfação e bem-estar do trabalhador (FIEDLER; RODRIGUES; MEDEIROS, 2006).

De acordo com Gobbo et al. (2016), os incêndios florestais são realidade no mundo todo. São complexos e difíceis de serem combatidos, devido às peculiaridades de cada região que atingem. A ação antrópica é a principal responsável pela maioria dos incêndios florestais. E, de maneira geral, uma das principais dificuldades no controle dos incêndios florestais está na disponibilidade de água nas proximidades dos incêndios, destacando a importância da avaliação da vulnerabilidade das vegetações e predição de novos incêndios florestais (CANZIAN et al., 2018).

3.2.1 Classificação dos incêndios florestais

De acordo com Soares, Batista e Tetto (2019), a classificação dos incêndios florestais mais aceita nas literaturas da área é aquela relacionada ao grau em que os combustíveis desde o solo à copa das árvores estão envolvidos. Classificam-se em:

a) Incêndios Superficiais

Propagam-se queimando restos vegetais não decompostos, localizados na superfície do piso florestal, como por exemplo, folhas, galhos caídos, gramíneas, ou seja, todo material

que possa queimar até a altura de 1,80m (Figura 2a). Por se encontrarem geralmente na forma seca, os incêndios se propagam de forma rápida, com chamas em abundância e bastante calor. São os mais comuns entre os tipos apresentados (SOARES; BATISTA, 2007).

b) Incêndios Subterrâneos

São os incêndios florestais que acontecem abaixo do piso florestal, devido ao acúmulo de material orgânico depositado. Geralmente ocorrem em locais de solo de brejo, mal drenados, onde ocorre acúmulo de solo mineral (Figura 2b). Tais incêndios são difíceis de detectar, pois avançam lentamente, produzindo pouca fumaça e sem presença de chamas, devido à pouca quantidade de oxigênio e elevado calor. São também de difícil controle pois acontecem no subsolo, e geralmente provocam a morte de árvores, quando se deparam com suas raízes (SOARES; BATISTA; NUNES, 2008).

c) Incêndios de copa

São aqueles incêndios que se encontram geralmente com chamas acima de 1,8 metros de altura, em relação ao solo, compreendendo, portanto os galhos e copas das árvores (SOARES, 1985), conforme Figura 2c. Geralmente as folhagens ficam completamente destruídas, ocasionando a morte da árvore, por superaquecimento (SOARES, BATISTA, TETTO, 2017). Dentre todos os tipos, o incêndio de copa é considerado como o mais perigoso e devastador, devido à grande intensidade de calor e rapidez na propagação (SOARES; BATISTA; NUNES, 2008).

Figura 2. Classificação dos incêndios florestais

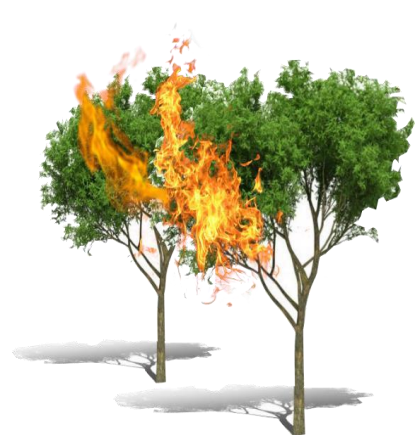
a) Superfície



b) Subterrâneo



c) Copa



3.2.2 Causas dos incêndios florestais

De acordo com Soares e Batista (2007), o agrupamento realizado pelo Serviço Florestal dos Estados Unidos da América, e adotado pela *Food and Agriculture Organization* (FAO) tem sido utilizado com bons resultados em trabalhos estatísticos e periciais. Segundo a FAO (2006), mais de 90% dos incêndios florestais são ocasionados, principalmente, por atividades humanas que utilizam o fogo. São classificados da seguinte forma:

- a. Provocados por raios;
- b. Por incendiários;
- c. Queimas para limpeza;
- d. Por fumantes;
- e. Operações florestais;
- f. Por fogos de recreação;
- g. Estradas de ferro;
- h. Diversos.

Conforme Silva et al. (2018), em seu estudo corroborou-se a hipótese de que a maior parte das causas dos incêndios florestais nos países da América e região do Caribe, com a exceção do Canada, são iniciados por atividades humanas, mesmo que muitas não tenham sido intencionais. Destacou que a América do Sul possui as maiores médias de ocorrências, enquanto os Estados Unidos têm o maior quantitativo. Além disso, afirmou que tais números se devem a forte influência de fenômenos meteorológicos como o *El Niño*, porém destaca que as ações humanas foram responsáveis pela grande maioria dos incêndios florestais.

3.2.3 Consequências dos incêndios florestais

Segundo TNC (2004), um dado alarmante é que os incêndios florestais afetam a cada ano cerca de 4.600.000 km² de área no planeta, correspondendo a metade do território da China. Os incêndios geram prejuízos diversos, sendo eles econômicos, ambientais, sociais e paisagísticos (FIEDLER; MERLO; MEDEIROS, 2006; SOARES; BATISTA, 2007). Para Canzian et al. (2016), os incêndios florestais são um dos principais responsáveis por prejuízos no triângulo da sustentabilidade no meio florestal, proporcionando muitos prejuízos à sociedade. O fogo em florestas tropicais do Brasil é a principal fonte de emissão de gases de efeito estufa, representando cerca de 75% do volume de gás carbônico produzido em todo o país. Estudos afirmam que o desmatamento da floresta amazônica brasileira contribui com mais de 200 milhões de toneladas de carbono anualmente, tendo

grande parcela de participação no total de emissão de gases de efeito estufa contribuindo para as mudanças climáticas globais (FEARNSIDE, 2007).

Para Soares e Batista (2007), os incêndios florestais são responsáveis por danos às árvores, ao solo, ao caráter protetor da floresta, à resistência das árvores, ao aspecto recreativo da floresta, ao planejamento florestal, às propriedades e até à vida humana. Pereira (2009) descreve que a União é a principal responsável pela gestão do controle de queimadas realizadas no país, e também de atuar para que os incêndios sejam combatidos, preservando o meio ambiente. Nota-se que recorrentes incêndios florestais ocasionam também distúrbios na fauna (WANG et al., 2016), além de outras consequências como a influência na infiltração da água no solo (DI PRIMA et al., 2018; MORA et al., 2016) devido à ausência da proteção vegetal sobre o solo. Aumentam ainda o escoamento superficial das águas ao chegarem ao solo, capazes de afetar inclusive os recursos hídricos (VAN HOEK et al., 2016). Trata-se da maior fonte de danos às florestas em todo o mundo, exceto em algumas áreas tropicais chuvosas. Além de queimar e destruir florestas e outras formas de vegetação podem afetar de forma negativa elementos do ecossistema como o solo, fauna silvestre, dentre outros (SOARES; BATISTA; NUNES, 2008).

Uma grande preocupação em relação às consequências do aumento de incêndios florestais é a possibilidade de afetarem as condições naturais das Unidades de Conservação (UC) presentes no território capixaba. De acordo com Monta et al. (2019), bem como Santos, Souo e Souto (2018) as UC's são áreas de grande relevância ecológica, já que na maioria das vezes encontra-se com o componente florestal associado à fauna e compartimento aquífero inalterado ou pouco modificado por ações humanas. Apesar da proteção legal, tais áreas estão sujeitas a desastres naturais como os incêndios florestais, os quais tem se tornado cada vez mais frequentes, ocasionando diversos prejuízos à flora e fauna, como descrito anteriormente.

3.2.4 Fatores que influenciam os incêndios florestais

Para Soares e Batista (2007), a possibilidade e frequência de ocorrência de incêndios florestais estão intimamente relacionadas às condições climáticas. Afirma ainda que a cobertura vegetal influencia no hábito do fogo de diversas maneiras, pois a variação na cobertura provoca mudanças nos fatores ligados ao desenvolvimento do fogo. Os fatores que mais estão relacionados aos incêndios são as condições climáticas, a topografia e o tipo de cobertura vegetal (SOARES; BATISTA; NUNES, 2008). Modelos de previsão de incêndios florestais de maneira geral se baseiam na análise de séries históricas anteriores,

e também de seus fatores, sendo assim a compilação dos dados é uma tarefa obrigatória para a realização dos trabalhos (TIEN BUI et al., 2017). Além disso, análises do histórico do fogo em relação ao caráter estatístico de tamanho e área dos incêndios florestais são muito importantes para os programas de prevenção florestal (IRLAND, 2013). Pode-se concluir que o fogo se comporta de forma peculiar para cada região, sendo assim estudos estatísticos de incêndios locais são muito importantes para se conhecer bem o comportamento dos incêndios, e assim providenciar medidas preventivas eficientes e redução dos danos que possam ocasionar (PEZZATTI et al., 2013).

Conforme Lorenzon et al. (2018), quando a temperatura do ar se eleva, a umidade inclusive da vegetação combustível normalmente decresce, favorecendo a ocorrência de incêndios. Quanto mais aquecido o ar e o combustível, menor será a energia necessária para iniciar a combustão e sustenta-la. Além disso, a temperatura afeta a capacidade do ar de conter vapor d'água (SOARES; BATISTA; TETTO, 2017). A secagem do material vegetal por evaporação aumenta a probabilidade de ignição do material combustível, e, em função disso a propagação do incêndio. Isso se deve, conforme Soares (1985), em função da troca constante de umidade entre atmosfera e material combustível, sendo que o material seco absorve água quando há maior umidade do ar, e libera-a quando se encontra em período mais seco. Além disso, a umidade do ar é capaz de alterar a melhor forma de se realizar o combate a incêndios florestais, pois, quando a umidade relativa se apresenta abaixo de 30%, o controle do incêndio torna-se muito difícil (SOARES; BATISTA, 2007). Para Soares, Batista e Tetto (2017), a umidade relativa do ar é por si só um dos mais relevantes fatores de propagação, especialmente em regiões em que apresentam maior número de incêndios florestais nas estações do inverno e primavera.

Com base em Lorenzon et al. (2018), o vento interfere direta e indiretamente na propagação dos incêndios florestais. Isso porque podem colaborar para a evapotranspiração dentro da floresta, favorecendo a retirada da umidade do ar e contribuindo para a secagem da vegetação e fornecimento de oxigênio para a combustão. Além disso, podem favorecer a propagação para incêndios de copa, a depender da intensidade dos ventos e da própria vegetação. Sendo assim, conforme Soares, Batista e Tetto (2017), os ventos podem afetar o comportamento dos incêndios florestais de diversas formas. Por exemplo, o vento pode transportar para longe o ar carregado de umidade e acelerar o processo de secagem de prováveis combustíveis no futuro. E, após iniciado o incêndio, o vento pode acelerar a combustão, alimentando as chamas com oxigênio. Inclusive, o vento pode alastrar as

chamas por métodos de propagação conhecidos atualmente, tanto por radiação, quanto também por convecção.

Além disso, observa-se que o perfil do relevo correlaciona-se com os ventos, sendo que a inclinação do terreno altera a velocidade e a direção da propagação do incêndio. Tal fato se deve à modificação das condições de pré-aquecimento da vegetação combustível, principalmente em aclives, onde ocorre o avanço dos ventos com maior velocidade (OLIVEIRA, 2002). Numa floresta, a baixa quantidade de radiação solar, principalmente naquelas mais densas, fazem com que a temperatura e a velocidade do vento cheguem a níveis mais baixos, dificultando o desenvolvimento de um incêndio florestal. Esse fator inclusive tem relação com a inclinação do terreno, que, dependendo da quantidade de radiação solar que chegar à superfície, maior ou menor será a secagem do material combustível disponível (LORENZON et al., 2018).

Já o relevo tem relação com a composição física e topografia do terreno, condicionando o tipo de combustível disponível e atuando no comportamento do fogo (BROWN; DAVIS, 1973). Sendo assim, o relevo pode influenciar no risco de incêndio tanto em relação à altitude, quanto também à declividade e orientação do relevo. De acordo com Soares, Batista e Tetto (2017), a diferença de radiação solar recebida por diversas exposições do relevo, ocasiona uma série de efeitos diversos no potencial de risco de incêndio florestal. Por exemplo, as exposições ao norte recebem mais energia solar, sendo assim apresentam maior temperatura, menor umidade, os combustíveis estão mais secos, e por isso maior risco de ocorrer incêndios florestais.

Na definição da periodicidade da estação de maior perigo de incêndio, a distribuição da precipitação é um fator fundamental (SOARES, 1985). A partir da umidade proveniente das precipitações, dificulta-se o início, bem como a propagação de incêndios florestais. Para Soares (1985), incêndios e períodos de estiagem estão fortemente correlacionados, já que em tais períodos os combustíveis cedem água para o ambiente, tornando-se mais vulneráveis a incêndios. Portanto, a ocorrência de incêndios florestais está sempre associada ao bom tempo, já que a precipitação é um fator limitante tanto na ignição quanto na propagação das chamas. Sendo assim, conforme Soares, Batista e Tetto (2017), as chuvas são muito importantes porque ao manterem os materiais combustíveis úmidos, dificultam ou praticamente tornam impossível o início e a propagação do incêndio florestal.

A altitude também possui grande influência nos incêndios florestais, em função da variação da umidade e temperatura envolvidas (LORENZON et al., 2018). Soares e Batista (2007)

relatam ainda que locais de elevadas altitudes apresentam temperaturas baixas, devido ao ar rarefeito. Portanto, baixas elevações tendem a apresentar estações mais longas de risco de incêndios florestais. Vale destacar também que o impacto das mudanças climáticas na incidência de incêndios florestais é observado em várias partes do mundo, conforme demonstram publicações científicas mais recentes. Estudos como o de Liu, Stanturf e Goodrick (2010), que aborda tendências globais em relação ao potencial de incêndios florestais, devido às mudanças climáticas, bem como outros como o de Westerling e Bryant (2008), que aborda a influência das mudanças no clima pelos incêndios florestais na Califórnia, reforçam a afirmação da influência das mudanças climáticas, em consequência do aumento da temperatura global. Desde a revolução industrial principalmente, o planeta entrou num processo de aquecimento em função do crescente acúmulo de gases na atmosfera global. Desde 1988, o Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (*Intergovernmental Panel on Climate Change* - IPCC) tem monitorado o processo de aquecimento global, que tem provocado mudanças climáticas em uma velocidade muito rápida (COMCIÊNCIA, 2020).

Fenômenos climáticos tem sido observados com certa periodicidade, porém em intervalos indefinidos, tendo como principais exemplos o *El Niño* e *La Niña* (ALMEIDA et al., 2017). O *El Niño* é definido como o aquecimento esporádico das águas superficiais do oceano ao longo do Pacífico Equatorial. Como consequência é possível observar no Brasil um aumento da temperatura, ocasionando condições mais quentes do que em situações normais, no período de julho a agosto, além de outras consequências climáticas pelos litorais dos países banhados pelas mesmas águas. Possivelmente, as quedas bruscas dos valores de precipitação em 2015 e 2016 se deram em consequência do *El Niño* de nível forte ocorrido no estado do Espírito Santo (CARVALHO, 2020; SANTOS, 2018). Em relação ao fenômeno *La Niña*, conforme Carvalho (2020), apresenta características contrárias às observadas no evento *El Niño*, ou seja, correspondendo ao resfriamento anormal das águas superficiais oceânicas do Pacífico Tropical. Além disso, as consequências climáticas do fenômeno são tipicamente opostas às vistas por conta do *El Niño*. Em *La Niña*, o oceano apresenta-se com temperaturas mais baixas que a média da superfície do mar.

E como descrito anteriormente, tanto o *El Niño* quanto a *La Niña*, são fenômenos que não ocorrem com uma periodicidade definida, desta forma, observam-se os impactos ambientais, além dos socioeconômicos nas regiões onde acabam atingindo (LI; KAFATOS, 2000).

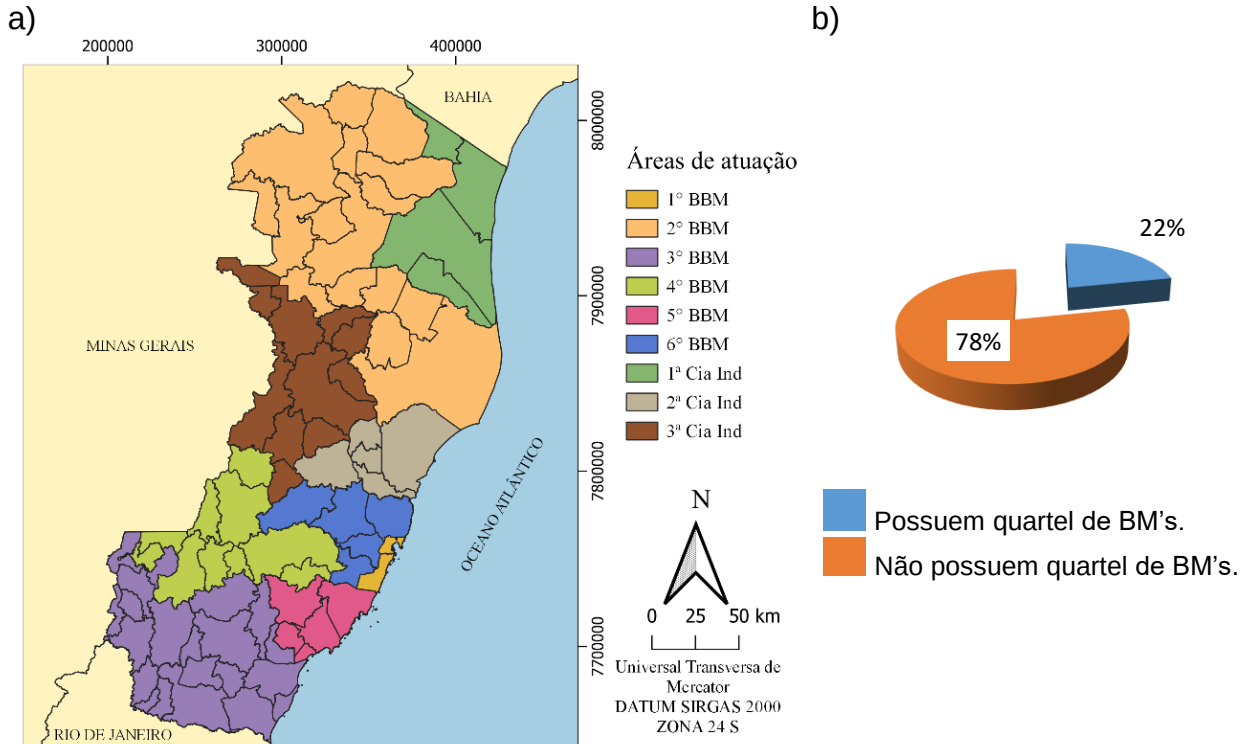
3.3 Corpo de Bombeiros Militar do Estado do Espírito Santo (CBMES)

Segundo as Constituições Federal e Estadual, os serviços de prevenção e combate a incêndios são de competência do Corpo de Bombeiros Militar, exigindo-se do órgão e de seus profissionais a capacidade de gerir e atuar nas ações de resposta. Conforme Brasil (1988), na CF de 1988, em seu Art. 144, parágrafo 5º: “[...] aos Corpos de Bombeiros Militares, além das atribuições definidas em lei, incube a execução de atividades de Defesa Civil”. Além disso, conforme Espírito Santo (1989), a Constituição Estadual, com a nova redação da Emenda Constitucional nº12, de 20 de agosto de 1997, em seu Capítulo III – Da Segurança Pública, prevê que:

Art. 130 – À Polícia Militar compete, com exclusividade, a polícia ostensiva e a preservação da ordem pública, e ao Corpo de Bombeiros Militar compete a coordenação e a execução de ações de defesa civil, **prevenção e combate a incêndios**, perícia de incêndios e explosões e locais de sinistros, busca e salvamento, controle de tráfego de embarcações próximas às praias, rios e lagoas, elaboração de normas relativas à segurança das pessoas e dos seus bens contra incêndios e pânico e outras previstas em lei, no Estado do Espírito Santo. **(grifo nosso)**.

Conforme CBMES (2020), a Corporação conta atualmente em sua estrutura com 17 unidades operacionais e 9 áreas de atuação (Figura 3a), atendendo a todos os municípios do território estadual. São responsáveis pelo socorro tanto a ocorrências de combate a incêndios florestais, quanto também a outros tipos de emergências, possuindo, portanto, unidades operacionais físicas em cerca de 22% dos municípios (Figura 3b).

Figura 3. Áreas de atuação e municípios com unidades de bombeiros no estado do Espírito Santo



Legenda: a. Áreas de atuação de quartéis dos bombeiros; b. Municípios com quartel de bombeiros militares; BBM (Batalhões); Cia Ind. (Companhia Independente); BM (bombeiro militar).

Fonte: O autor.

3.3.1 Recursos humanos

Para atuação em incêndios florestais, e também nas demais emergenciais previstas em seu rol de competências legais, a Corporação dispõe de recursos humanos, ou seja, de bombeiros militares, distribuídos entre suas unidades operacionais. Essa distribuição se deve basicamente à importância econômica regional, bem como a concentração populacional ao longo da história do estado do Espírito Santo, dentre outros fatores, seguindo a política corporativa de expansão. Esses servidores, em sua grande maioria, encontram-se na Região Metropolitana da Grande Vitória (RMGV), tendo em vista maior concentração populacional no Estado. Numa análise preliminar, percebe-se certa diferença numérica de efetivo entre regiões do Estado, cabendo à Corporação ao menos adequar-se ao aumento de demanda de incêndios florestais durante os períodos de estiagem, a depender da análise da série histórica de incêndios e distribuição pelo território.

3.3.2 Recursos logísticos

As viaturas (veículos) operacionais do Corpo de Bombeiros Militar Estadual são distribuídas de forma padrão pelas unidades, para atendimento tanto a incêndios florestais quanto também às demais emergências. Eventualmente, tais veículos são deslocados para áreas

vizinhas, no intuito de apoiar equipes de outros quartéis em ocorrências de maior magnitude, como o grande incêndio florestal registrado em 2016, na Reserva Biológica de Sooretama. Nessa ocasião foram utilizadas diversas equipes e veículos de quartéis próximos, além de importante apoio externo, com militares do Exército Brasileiro, dentre outros. Assim, caso os veículos operacionais estejam empregados numa ação de incêndio florestal, não haverá outra equipe na escala ordinária ou até mesmo veículo que possa atender a chamadas simultâneas, como por exemplo, a um incêndio urbano, a não ser que haja grupos alternativos, que possam ser convocados para apoio. De maneira geral, o procedimento a ser adotado é de encaminhar uma viatura de outra unidade de bombeiros mais próxima para a emergência pendente, acarretando num tempo maior para chegada ao local e atendimento à emergência, já que podem encontrar-se em regiões relativamente distantes. A cada ano novas ações tem sido implementadas pela Corporação, como a Operação Estiagem, O emprego de equipes em escalas extraordinárias, dentre outras, buscando mitigar os prejuízos ocasionados pelos incêndios florestais no Estado.

3.4 Inteligência artificial

Trata-se de um ramo da ciência da computação, que desenvolve equivalentes computacionais de processos até então de natureza humana, como o aprendizado, a compreensão de linguagem natural e reconhecimento de padrões. Técnica responsável por fazer com que o computador a se comporte como os seres humanos. Pode ser considerada como estudo das máquinas que aprendem ao redor dos seres humanos no mundo. Tem como propósito criar sistemas especializados capazes de exibir comportamentos inteligentes, ou seja, capazes de aprender, demonstrar, explicar e assessorar os usuários (AKABANE, 2018). De acordo com Osório e Bittencourt (2000) a inteligência artificial, foi utilizada inicialmente por McCarthy, numa tentativa de criação de um “cérebro eletrônico”. Para Nikolopoulos (1997), é uma área de estudo computacional relacionada a sistemas que exibam comportamento inteligente e realizem tarefas complexas, equivalente ou superior a um especialista humano.

3.4.1 Redes Neurais Artificiais – RNAs

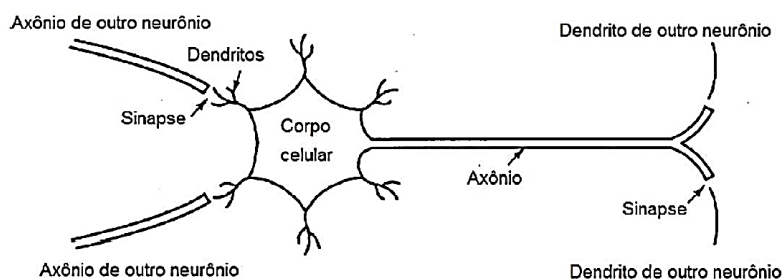
As Redes Neurais Artificiais (RNAs) são ferramentas da Inteligência Artificial capazes de aprender a realizar uma determinada tarefa ou até mesmo comportamento, a partir de um conjunto de exemplos. Os primeiros estudos sobre redes neurais artificiais datam de

aproximadamente 1943, por McCulloch e Pitts, quando projetaram o primeiro neurônio artificial, porém somente na década de 80 apresentou grande desenvolvimento.

De acordo com Hsu, Gupta e Sorooshian (1995), além de Haykin (2001), a rede neural artificial é uma estrutura matemática não linear capaz de arbitrariamente representar processos não lineares, relacionando entradas e saídas de um sistema. Para Freeman, Skapura (1991), Haykin (2001) e Kovács (2006) são modelos computacionais inspirados no sistema nervoso de seres vivos, que possuem capacidade de adquirir e manter conhecimento baseado em informações. São caracterizadas por possuírem neurônios artificiais que são interligados por um grande número de conexões, representadas por matrizes de pesos sinápticos. Para Braga, Carvalho e Ludermir (2014), as RNAs possuem como principais características a organização de dados, adaptação do modelo por experiência e a capacidade de aprendizagem. Caracterizam-se ainda por possuírem armazenamento distribuído, tolerância a falhas, habilidade de generalização, controle e otimização de sistemas e predição. Conforme Khare e Nagendra (2007), as RNAs são compostas por neurônios biologicamente inspirados, ou seja, por elementos que funcionam de maneira análoga a funções elementares dos neurônios biológicos. Sendo assim, a estrutura individual do neurônio, tipos de conexões e o comportamento do conjunto dos neurônios naturais formam a base para o estudo de RNAs (BRAGA, CARVALHO, LUDERMIR, 2014). A RNA pode ser considerado ainda como conjunto de neurônios artificiais, dispostos em camadas sucessivas, análogos a um cérebro humano (ARAÚJO; NETO; FILHO, 2015).

Na Figura 4, é possível observar a representação de um neurônio biológico, e suas partes chamadas de dendritos, corpo celular e axônio. São responsáveis pela condução dos impulsos nervosos e são fundamentais para o funcionamento do sistema nervoso biológico (KHARE; NAGENDRA, 2007; SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

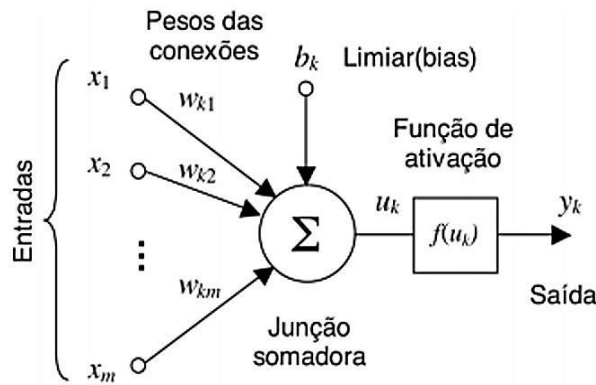
Figura 4. Neurônio biológico



Fonte: Adaptado de Fausett (1994).

As informações recebidas por meio dos dendritos possuem geralmente prolongamentos ramificados. Esses dados são processados no corpo celular e novos impulsos são gerados e transmitidos a outros neurônios, através do axônio. O impulso nervoso é transmitido de uma célula para outra através das sinapses, correspondendo a uma região de contato entre dendrito de um e axônio de outro neurônio (FURTADO, 2019). Na Figura 5, é possível observar a estrutura de um neurônio artificial, bem como variáveis e suas respectivas funções.

Figura 5. Modelo de um Neurônio Artificial



Fonte: Adaptado de Haykin (1994).

Os neurônios artificiais são mais simples e considerados unidade processadora de informação, propostos por McCulloch e Pitts em 1943 (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Conforme imagem acima, é constituído por n entradas $x_1, x_2, \dots, x_n$ (dendritos) e uma saída y (axônio), sendo que cada entrada é associada a um determinado peso $w_1, w_2, \dots, w_n$, que representariam as sinapses, se comparados ao neurônio biológico. Há ainda a função somadora (aditiva), responsável pela soma dos sinais de entrada, ponderados pelos pesos sinápticos, conforme Equação 3:

$$\sum_{i=m}^n x_i \cdot W_i = x_m \cdot W_m + x_{m+1} \cdot W_{m+1} + \dots + x_n \cdot W_n \quad (3)$$

Em que: x_i = entrada; W_i = pesos.

E há também a função de ativação, também chamada de restritiva, que limita a amplitude de saída, e gera as saídas y do neurônio (HAYKIN, 2001). Pode-se definir, matematicamente, que a saída de um determinado neurônio k , conforme Equação 4:

$$y_k = f(u_k) = f(bias_k + \sum_{i=m}^n x_i \cdot W_{ki}) \quad (4)$$

Em que:

y_k = saída; $f(u_k)$ = função de ativação; x_i = entrada; W_i = pesos; $bias_k$ = viés.

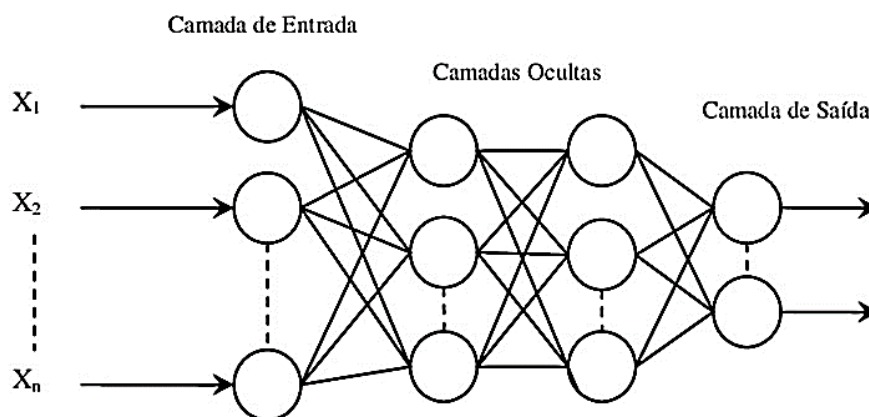
Portanto, um neurônio é constituído basicamente por 04 componentes chamados de conexões e pesos, função aditiva, bias e função de ativação (MACKAY, 2003). Para (FURTADO, 2019) as bias possuem a função de aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação, a depender se for positivo ou negativo. Trata-se de um valor fixo, somando ao resultado da junção aditiva, descrita da seguinte forma (Equação 5):

$$bias + \sum_{i=m}^n x_i \cdot W_i \quad (5)$$

Em que: x_i = entrada; W_i = pesos; $bias_k$ = viés.

As RNAs são definidas como sistemas paralelos, tendo seus neurônios artificiais interligados, dispostos em uma ou mais camadas (ARTERO, 2009), como se observa na Figura 6. Como representado abaixo, camadas ocultas podem ou não existirem na configuração da rede de neurônios artificiais.

Figura 6. Exemplo de uma RNA

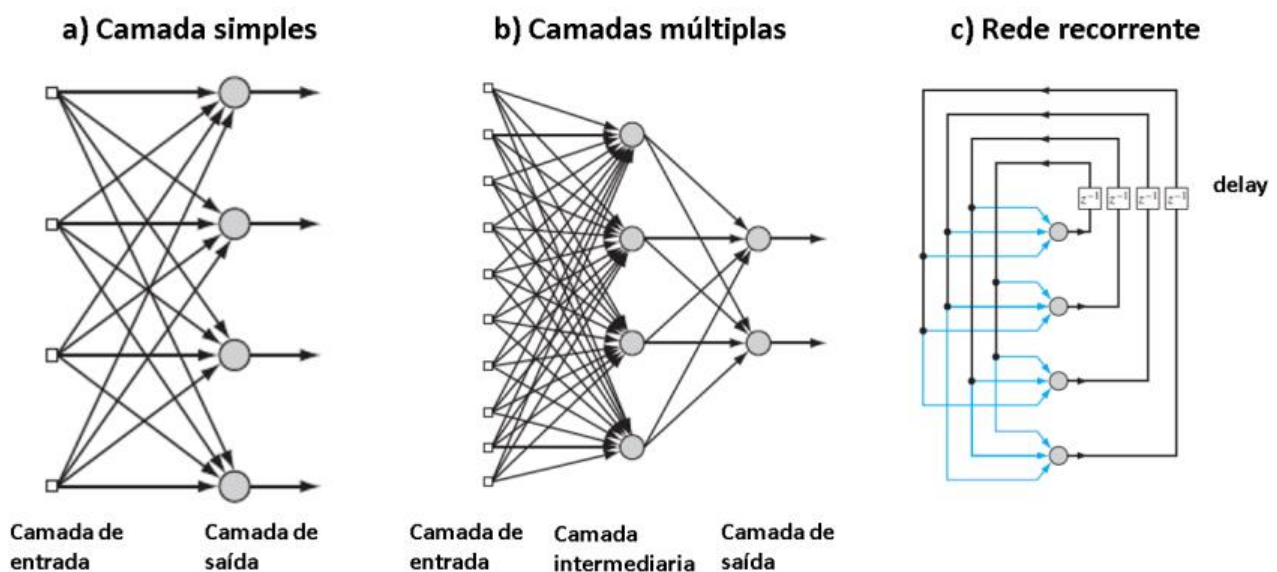


Fonte: Adaptado de LNCC (2008).

Braga, Carvalho e Ludermir (2014) relatam ainda que uma RNA é composta por uma arquitetura, uma topologia e um treinamento. Afirma que a arquitetura define a forma como se dispõem os neurônios na rede. Já a topologia define as diferentes formas de sua composição e, por fim, o treinamento relaciona-se ao algoritmo de aprendizagem, consistindo no conjunto de passos ordenados para os ajustes de peso, em sintonia com as respostas de saída. Não existe regra a ser seguida, portanto é preciso experimentar várias arquiteturas até chegar a mais conveniente, e que melhor se comporta para o problema em questão (GONÇALVES, 2017).

Conforme Figuras 7a e 7b, as RNA classificam-se quanto ao número de camadas, em redes de camada única ou de múltiplas camadas (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR, 2000; BULLINARIA, 2014). Outra classificação importante são as RNA recorrentes, representada na Figura 7c, que se destacam por possuírem característica de retroalimentação de informações. Em tais redes, os neurônios são realimentados com sinais de entrada para outros neurônios, impactando na capacidade de aprendizagem, consequentemente seu desempenho. Dentre os principais tipos de rede com retroalimentação destacam-se a Hopfield e a Perceptron multicamadas (PMC) ou *Multilayer Perceptron* (MLP) (HAYKIN, 2001; SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

Figura 7. Classificação de redes de acordo com as camadas: A) Camada simples; B) Camadas múltiplas e C) Rede recorrente



Fonte: Adaptado de (SALGUEIRO ROMERO, 2017).

As RNA do tipo MLP, por serem consideradas mais versáteis é a rede mais empregada atualmente, desde os casos mais simples aos mais complexos (GONÇALVES, 2017). Em 1986, foi possível treinar redes com eficiência, utilizando camadas intermediárias, a partir

do algoritmo backpropagation, resultando em redes do tipo MLP (RUMELHART; HINTON; WILLIAMS, 1986). Nesses casos, as camadas intermediárias (ocultas) são inseridas, em uma quantidade que pode ser ajustada em função da complexidade do problema e precisão desejada, necessitando pesquisar a melhor alternativa de arquitetura da rede, ao longo do trabalho. Adota-se este tipo de rede no presente estudo, devido à natureza dos dados de entrada e saída, que serão utilizados. As RNAs MLP são sistemas paralelos, com neurônios interligados, dispostos em multicamadas, formando um grande número de conexões, que estão associados a um peso sináptico, ajustado para transformar cada dado de entrada, e produzindo resultados (GONÇALVES, 2017). Cada neurônio de uma camada recebe os sinais dos neurônios da camada anterior, e propaga sua saída a todos os neurônios da camada anterior. Quanto às camadas ocultas, pode-se ter uma ou mais, mas não existe um método que determine o número ideal delas e de neurônios (HAYKIN, 1998). Anteriormente, alguns autores utilizaram as redes neurais para prever o risco de incêndios, obtendo resultados satisfatórios, a fim de superar desvantagens dos métodos estatísticos até o momento (BART, 1998; CHUVIECO, 1999; DE VASCONCELOS et al., 2001). Nota-se que diferentes modelos têm sido utilizados para predição de incêndios florestais e queimadas, com variáveis meteorológicas e séries históricas de dados, descritos por séries temporais, modelos de regressão linear, auto-regressivos de médias móveis integradas (ARIMA) e RNAs (VIGANÓ et al., 2017).

3.4.2 Função de ativação

É a função que processa o sinal gerado pela combinação das entradas e pesos das sinapses, para gerar o sinal de saída do neurônio. De acordo com Furtado (2019), o sinal do neurônio geralmente é processado pela função de ativação, chamada $f(n)$, que por fim atribui o sinal de saída do neurônio. Uma RNA não linear pode ser representada por um modelo expresso da seguinte forma (Equação 6):

$$f \left[\sum_{i=1}^n (w_{ij} \times x_i + b_i) \right] \quad (6)$$

Em que:

x_i corresponde aos dados de entrada; w_{ij} , aos pesos sinápticos; f é a função de ativação; b_i são as bias (efeito de variar a função de ativação); e u_i é o potencial de ativação.

Dentre as várias formas de se representar a função de ativação, destacam-se:

1. **Degrau:** determina-se que a saída de um neurônio assuma valor 1, se o resultado do somador for não negativo, caso contrário assumirá o valor zero. (Figura 8a)

$$f(n) = \begin{cases} 1, & u \geq 0 \\ 0, & u < 0 \end{cases} \quad (7)$$

2. **Linear:** trata-se de uma função simples, composta por uma reta. Normalmente é muito utilizada nas unidades que compõem as camadas de saídas de arquiteturas MLP. (Figura 8b)

$$f(n) = u \quad (8)$$

3. **Sigmoide logarítmica:** possui um intervalo de variação entre 0 e 1, sendo geralmente utilizada justamente para obtenção de valores neste intervalo.

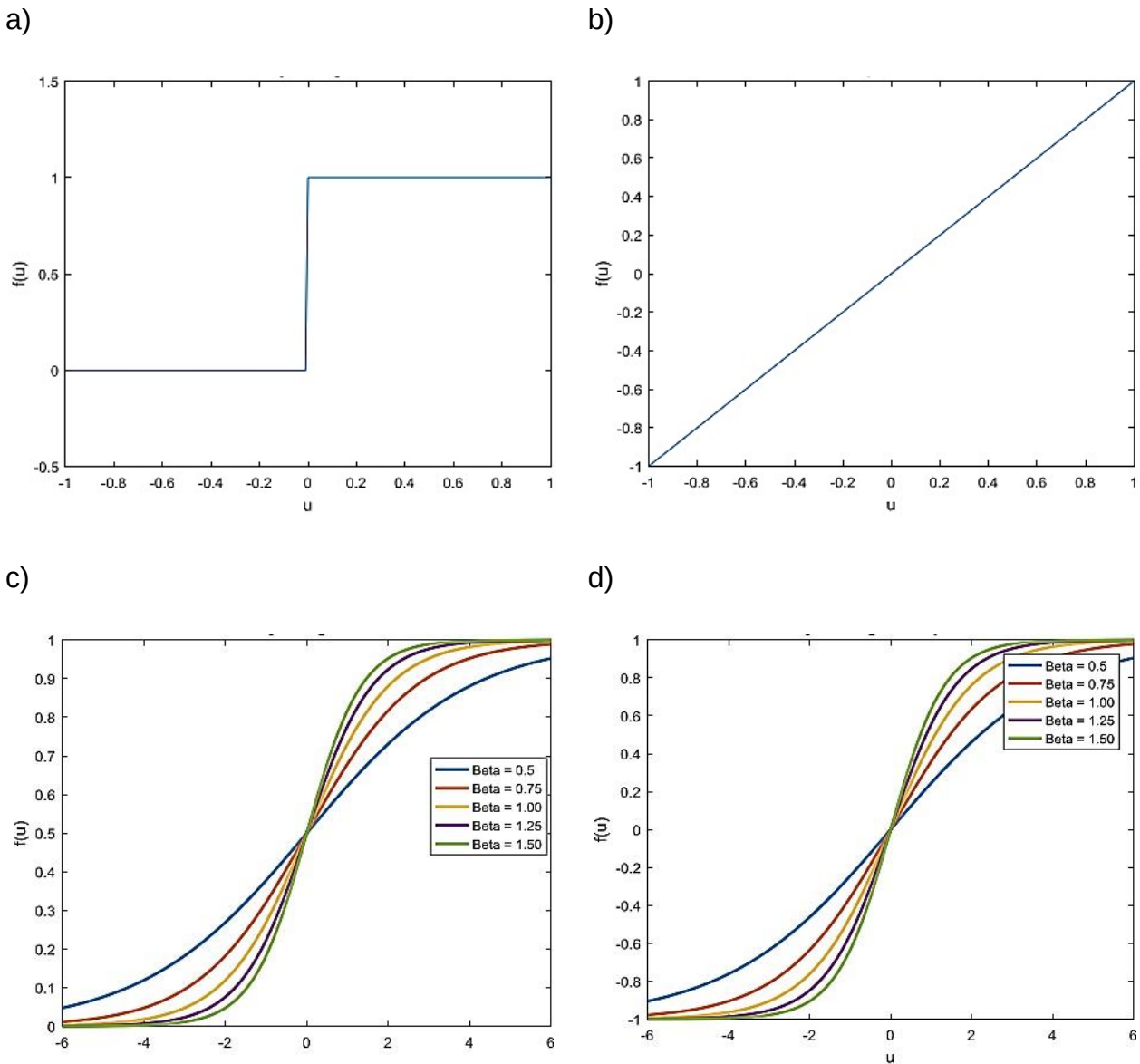
Literaturas consideram a função mais utilizada em RNAs, devido suas características. É uma função crescente, apresentando balanço entre comportamento linear e não linear. (Figura 8c)

$$f(n) = \frac{1}{1 + e^{-\beta n}} \quad (9)$$

4. **Tangente hiperbólica:** é um outro tipo de função sigmoide, tendo seus valores contínuos entre -1 e 1. Pode ser definida com a seguinte fórmula; (Figura 8d)

$$f(n) = \frac{1 - e^{-\beta n}}{1 + e^{-\beta n}} \quad (10)$$

Figura 8. Funções de ativação



Legenda: a. Função degrau; b. Função linear; c. Função Sigmóide Logarítmica; d. Função Tangente Hiperbólica.

Fonte: Adaptado de Furtado (2019).

3.4.3 Treinamento da RNA

Na fase de treinamento da rede (aprendizado), utiliza-se uma série de dados de entrada, com respostas já conhecidas. As saídas da rede após processamento são comparadas às respostas já conhecidas. Por meio do erro, os pesos são ajustados e o processo novamente é repetido, encerrando-se quando o erro atingir limites satisfatórios (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR, 2007). Ou seja, o processo de ajuste das redes neurais aos dados utilizados é chamado de treinamento ou aprendizado, minimizando o erro entre saída calculada e saída real, reajustando as variáveis livres (pesos e bias). A cada iteração, ou execução da função rumo à convergência chama-se época de treinamento. Para Minussi

(2008), define-se algoritmo de treinamento como um conjunto de regras bem definidas para a solução de um determinado treinamento, existindo inúmeros deles voltados a modelos de redes neurais. Basicamente diferenciam-se entre si, conforme o modo como os pesos são modificados (corrigidos). Na maioria das RNAs, há duas diferentes fases na prática: treinamento e validação, que serão abordadas mais adiante.

Os métodos de treinamento neural classificam-se basicamente em 03 grupos:

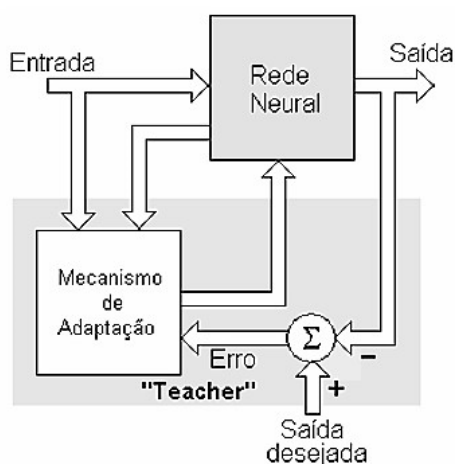
1. Supervisionada: dispõe-se de comportamentos de referência, de forma a ensinar a rede. Portanto, a rede precisa medir a diferença entre os resultados e o comportamento de referência, ajustando os pesos, de maneira a reduzir este erro. Um exemplo clássico é o algoritmo retropropagação (*backpropagation* - inglês). Observe a representação a seguir (Figura 9a).

2. Semi-supervisionada: dispõe-se de apenas informações imprecisas sobre o resultado final desejado. São também chamadas de técnica por reforço (BARTO, 1998).

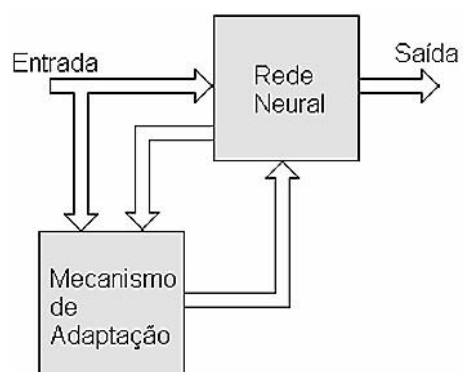
3. Não supervisionada: os pesos da rede modificam-se em função de critérios internos. Os resultados são usualmente comparados com técnicas de análise de dados empregados em estatística (Figura 9b).

Figura 9. Grupos de treinamento.

a) Treinamento supervisionado



b) Treinamento não supervisionado



Fonte: Adaptado de Minussi (2008).

Considera-se o algoritmo *backpropagation* o principal para treinamento de rede, frequentemente utilizado no aprendizado de redes neurais estruturadas em camadas,

devido à sua eficiência (HIROSE; YAMASHITA; HIJIYA, 1991). O treinamento realizado pelo algoritmo *backpropagation*, classificado como supervisionado, ocorre em duas fases: *forward* e *backward*, em que cada um percorre a rede neural em um sentido. Na fase *forward*, define-se a saída para um dado padrão de entrada, enquanto na fase *backward*, a diferença encontrada entre a saída desejada e a atual é utilizada pela rede, atualizando os pesos de suas conexões. Este algoritmo é conhecido também por regra delta generalizada (HAYKIN, 1998; HORNIK, 1991).

De acordo com Haykin (2001), é possível calcular o ajuste dos pesos na direção oposta ao gradiente do erro, conforme Equação 11:

$$E(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n e_1^2(t) \quad (11)$$

Em que:

$E(t)$ é a função de desempenho; $e(t)$ é o erro obtido em cada saída da rede, resultante da diferença do valor de saída predito e o valor esperado.

De maneira geral, quando a rede apresentar uma boa capacidade de generalização e quando a taxa de erro for suficientemente pequena (erro admissível), o treinamento da rede deve ser interrompido.

A aplicação do algoritmo *backpropagation* requer a seleção de um conjunto de parâmetros como número de iterações, critério de parada, pesos iniciais e taxa de aprendizagem, que podem influenciar na generalização da rede. Para Braga, Carvalho e Ludemir (2000), as redes MLP apresentam um poder computacional muito maior que redes que não possuem camadas intermediárias, sendo uma das RNAs mais importantes existentes atualmente.

3.4.4 RNA no ramo florestal

As RNAs são aplicadas em diversas áreas, como biologia, medicina, meio ambiente, indústria, engenharia, entre outras, sendo que no setor florestal já existem diversos estudos comprovando a eficiência da utilização das RNAs (DIAMANTOPOULOU, 2005; GORGENS et al., 2009; BINOTI, 2012; LEITE et al., 2011). A inteligência artificial, por meio da RNA, foi utilizada em várias oportunidades, como na previsão de queimadas florestais, de fenômenos para detecção de fumaça e de incêndios, mapeamentos ambientais, monitoramento de coberturas florestais, dentre outras, para preservação ambiental

(ACHARYA et al., 2014; HAUSER; KEATS; TARASOV, 2012; TETTO, et al., 2015). Como por exemplo da versatilidade de tais técnicas, Litta, Mary Idicula e Mohanty (2013) foram capazes de realizar a predição de tempestades, além de Coutinho, Silva e Delgado (2016) que afirmaram ter confeccionado estudo favorável de acertos, nas predições de dados meteorológicos, utilizando RNA.

Para Viganó et al. (2017), a predição de incêndios florestais pode colaborar para ações de prevenção, evitando assim possíveis catástrofes. Observam-se atualmente diversos modelos sendo aplicados para a predição de tais incêndios, que utilizam variáveis meteorológicas, séries históricas de dados de incêndios florestais, e que podem, além de outras formas, serem descritos por redes neurais artificiais (RNA). Estudo realizado no Pantanal Sul-Mato-Grossense, avaliou a incidência de queimadas, incêndios florestais e suas respectivas áreas atingidas. Em outra pesquisa realizada na área da província de Lam Dong, foi possível realizar a combinação de técnicas de redes neurais artificiais. Tien Bui et al. (2017) apresentaram uma proposta de abordagem híbrida artificial, utilizando a lógica nebulosa (Metodologia Fuzzy) e a de Enxame de Partículas (PSO-NF), para a modelagem espacial de risco de incêndios florestais. Portanto, foi possível demonstrar nos estudos a utilização de diversas formas de predição de incêndios florestais utilizando inteligência artificial, que se mostraram viáveis ao final dos trabalhos.

Outro estudo na área abordou, em função da vulnerabilidade do Parque Nacional das Mesas, no estado do Maranhão, a predição de incêndios florestais utilizando redes neurais artificiais. Neste estudo, utilizaram-se regras de classificação, mostrando-se ao final do estudo como ferramentas adicionais viáveis para a prevenção e adoção de ações para combate aos incêndios florestais (DE SOUZA; KOERNER; CHLAD, 2015). Além disso, outra pesquisa também publicada utilizou RNA para identificação da presença de fumaças na atmosfera, provenientes de incêndios florestais. Os autores utilizaram técnicas de redes neurais, além de técnicas de *multithreshold*, para o alcance de seus objetivos (ZHANQING LI et al., 2001). Portanto, de maneira geral, foi possível observar que inúmeros estudos estão sendo confeccionados e publicados, abordando as técnicas utilizadas na presente proposta de trabalho, mostrando-se uma ferramenta útil para a metodologia a ser empregada de redes neurais.

REFERÊNCIAS

- ACHARYA, N. et al. Development of an artificial neural network based multi-model ensemble to estimate the northeast monsoon rainfall over south peninsular India: an application of extreme learning machine. **Climate Dynamics**, v. 43, n. 5–6, p. 1303–1310, 20 set. 2014.
- AKABANE, G. K. **Gestão estratégica das tecnologias cognitivas - conceitos, metodologias e aplicações**. 1ª edição ed. São Paulo: Érica, 2018.
- ALMEIDA, C. T. et al. Spatiotemporal rainfall and temperature trends throughout the Brazilian Legal Amazon, 1973-2013. **International Journal of Climatology**, v. 37, n. 4, p. 2013–2026, mar. 2017.
- ANDERSON, L. O. et al. Detecção de cicatrizes de áreas queimadas baseada no modelo linear de mistura espectral e imagens índice de vegetação utilizando dados multitemporais do sensor MODIS/TERRA no estado do Mato Grosso, Amazônia brasileira. **Acta Amazonica**, v. 35, n. 4, p. 445–456, dez. 2005.
- ARAÚJO, C. B. C. DE; NETO, S. A. D.; FILHO, F. DE A. S. STREAMFLOW FORECASTING FOR THE DAM ORÓS/CE FROM HYDROMETEOROLOGICAL DATA USING PERCEPTRONS. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 30, n. 1, p. 37–46, mar. 2015.
- ARTERO, A. O. **Inteligência artificial: teórica e prática**. 1ª ed. São Paulo: Livraria da Física, 2009.
- BART, L. C. Evaluación de la estimación de grandes incendios forestales en la cuenca mediterránea Europea por redes neuronales y regresión logística. **Série Geográfica**, v. 7, p. 73–85, 1998.
- BARTO, R. S. S. A. G. B. **Reinforcement Learning: An Introduction**. Londres: Bradford Book, 1998.
- BINOTI, M. L. M. **Emprego de redes neurais artificiais em mensuração e manejo florestal**. 2012. 138 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 2012.
- BRAGA, A. DE P.; CARVALHO, A. P. L. F. DE; LUDERMIR, T. B. **Redes Neurais Artificiais: Teoria e Aplicações**. 1ª ed. Rio de Janeiro: LTC, 2000.
- BRAGA, A. DE P.; CARVALHO, A. P. L. F. DE; LUDERMIR, T. B. **Redes Neurais Artificiais: Teoria e Aplicações**. 2ª ed. Rio de Janeiro: LTC, 2007.
- BRAGA, A. DE P.; CARVALHO, A. P. L. F. DE; LUDERMIR, T. B. **Redes Neurais Artificiais: Teoria e Aplicações**. 2ª atualizada ed. Rio de Janeiro: LTC, 2014.
- BRASIL. Constituição da República Federativa do Brasil. **Presidência da República**, 1988.
- BROWN, A. A.; DAVIS, K. P. **Forest fire: control and use**. 2ª ed. New York: McGraw-Hill, 1973.

BULLINARIA, J. A. **Introduction to Neural Computation. Notas de Aula.** Disponível em: <<http://www.cs.bham.ac.uk/~jxb/inc.html>>. Acesso em: 9 abr. 2020.

CANZIAN, W. P. et al. Diferentes Concentrações de Retardante de Fogo em Plantios de Eucalipto. **Nativa**, v. 4, n. 4, p. 195–198, 31 ago. 2016.

CANZIAN, W. P. et al. Eficiência do uso da água em métodos de combate a incêndios em florestas plantadas. **Nativa**, v. 6, n. 3, p. 309, 22 maio 2018.

CARVALHO, R. DE C. F. **Influência dos fenômenos El Niño/La Niña na vegetação do bioma Mata Atlântica.** 2020. 76 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) - Universidade Federal do Espírito Santo, Jerônimo Monteiro, ES, 2020.

CBMES - CORPO DE BOMBEIROS MILITAR DO ESTADO DO ESPÍRITO SANTO. **UNIDADES.** Disponível em: <<https://cb.es.gov.br/unidades>>. Acesso em: 12 abr. 2020.

CHUVIECO, E. **Remote Sensing of Large Wildfires.** Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1999.

COMCIÊNCIA. **A Mata Atlântica e o aquecimento global.** Disponível em: <<http://www.comciencia.br/reportagens/clima/clima15.htm>>. Acesso em: 13 maio. 2020.

COUTINHO, E. R.; SILVA, R. M.; DELGADO, A. R. S. Utilização de Técnicas de Inteligência Computacional na Predição de Dados Meteorológicos. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 31, n. 1, p. 24–36, mar. 2016.

CTIF - INTERNATIONAL ASSOCIATION OF FIRE AND RESCUE SERVICES. **Center of fire statistics. World fire statistics.** USA: [s.n.]. Disponível em: <https://www.ctif.org/sites/default/files/ctif_report22_world_fire_statistics_2017.pdf>.

DE SOUZA, F. T.; KOERNER, T. C.; CHLAD, R. A data-based model for predicting wildfires in Chapada das Mesas National Park in the State of Maranhão. **Environmental Earth Sciences**, v. 74, n. 4, p. 3603–3611, 8 ago. 2015.

DE VASCONCELOS, M. J. P. et al. Spatial prediction of fire ignition probabilities: Comparing logistic regression and neural networks. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 2001.

DI PRIMA, S. et al. Comparing transient and steady-state analysis of single-ring infiltrometer data for an abandoned field affected by fire in eastern Spain. **Water**, v. 10, n. 4, p. 514, 20 abr. 2018.

DIAMANTOPOULOU, M. J. Artificial neural networks as an alternative tool in pine bark volume estimation. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 48, n. 3, p. 235–244, set. 2005.

ESPIRITO SANTO. **Constituição Estadual do Espírito Santo de 1989.** Disponível em: <http://www.al.es.gov.br/appdata/anexos_internet/downloads/c_est.pdf>. Acesso em: 28 jan. 2020.

FAO - FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF THE UNITED NATIONS. **Global Forest Resources Assessment 2005 - Report on fires in the South American Region.** Roma: [s.n.]. Disponível em: <<https://www.fao.org/3/j7561e/j7561e00.htm>>.

- FAUSETT, L. **Fundamentals of neural networks: architectures, algorithms and applications**. New Jersey: Printice-Hall, 1994.
- FEARNSIDE, P. M. Uso da terra na Amazônia e as mudanças climáticas globais. **Journal of Ecology**, v. 10, n. 2, p. 83–100, 2007.
- FIEDLER, N. C.; MERLO, D. A.; MEDEIROS, M. B. Ocorrência de incêndios florestais no Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros, Goiás. **Ciência Florestal**, v. 16, n. 2, p. 153–161, 2006.
- FIEDLER, N. C.; RODRIGUES, T. O.; MEDEIROS, M. B. DE. Avaliação das condições de trabalho, treinamento, saúde e segurança de brigadistas de combate a incêndios florestais em unidades de conservação do Distrito Federal: estudo de caso. **Revista Árvore**, v. 30, n. 1, p. 55–63, fev. 2006.
- FREEMAN, J.A., SKAPURA, D. . **Neural Networks: Algorithms, Applications, and Programming Techniques**. 2ª ed. Califórnia: CNS, 1991.
- FURTADO, M. I. V. **Redes Neurais Artificiais: Uma Abordagem Para Sala de Aula**. Ponta Grossa: Atena Editora, 2019.
- GOBBO, S. D. A. et al. Uso da Terra no Entorno do PARNA-Caparaó: Preocupação com Incêndios Florestais. **Floresta e Ambiente**, v. 23, n. 3, p. 350–361, 24 maio 2016.
- GONÇALVES, S. B. **Modelagem matemática da produtividade do corte florestal mecanizado**. 2017. 62 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade Federal do Espírito Santo, Jerônimo Monteiro, ES, 2017.
- GORGENS, E. B. et al. Estimação do volume de árvores utilizando redes neurais artificiais. **Revista Árvore**, v. 33, n. 6, p. 1141–1147, dez. 2009.
- HAUSER, T.; KEATS, A.; TARASOV, L. Artificial neural network assisted Bayesian calibration of climate models. **Climate Dynamics**, v. 39, n. 1–2, p. 137–154, 22 jul. 2012.
- HAYKIN, S. **Neural networks: a comprehensive foundation**. 1. ed. New York: Publishing Company, 1994.
- HAYKIN, S. **Neural networks: a comprehensive foundation**. 2ª ed. New York: Prentice Hall, 1998.
- HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática**. Porto Alegre: Bookman, 2001.
- HERAWATI, H.; SANTOSO, H. Tropical forest susceptibility to and risk of fire under changing climate: A review of fire nature, policy and institutions in Indonesia. **Forest Policy and Economics**, v. 13, n. 4, p. 227–233, abr. 2011.
- HIROSE, Y.; YAMASHITA, K.; HIJIYA, S. Back-propagation algorithm which varies the number of hidden units. **Neural Networks**, v. 4, n. 1, p. 61–66, jan. 1991.
- HORNIK, K. Approximation capabilities of multilayer feedforward networks. **Neural Networks**, v. 4, n. 2, p. 251–257, 1991.
- HSU, K.; GUPTA, H. V.; SOROOSHIAN, S. Artificial Neural Network Modeling of the Rainfall-Runoff Process. **Water Resources Research**, v. 31, n. 10, p. 2517–2530, out.

1995.

IRLAND, L. C. Extreme value analysis of forest fires from New York to Nova Scotia, 1950–2010. **Forest Ecology and Management**, v. 294, p. 150–157, abr. 2013.

KHARE, M.; NAGENDRA, S. M. S. **Artificial Neural Networks in Vehicular Pollution Modelling**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2007. v. 41

KOVÁCS, Z. L. **Redes Neurais Artificiais: Fundamentos e Aplicações**. 4ª ed. São Paulo: Livraria da Física, 2006.

LEITE, H. G. et al. Estimation of inside-bark diameter and heartwood diameter for *Tectona grandis* Linn. trees using artificial neural networks. **European Journal of Forest Research**, v. 130, n. 2, p. 263–269, 26 mar. 2011.

LI, Z.; KAFATOS, M. Interannual Variability of Vegetation in the United States and Its Relation to El Niño/Southern Oscillation. **Remote Sensing of Environment**, v. 71, n. 3, p. 239–247, mar. 2000.

LITTA, A. J.; MARY IDICULA, S.; MOHANTY, U. C. Artificial Neural Network Model in Prediction of Meteorological Parameters during Premonsoon Thunderstorms. **International Journal of Atmospheric Sciences**, v. 2013, p. 1–14, 2013.

LIU, Y.; STANTURF, J.; GOODRICK, S. Trends in global wildfire potential in a changing climate. **Forest Ecology and Management**, v. 259, n. 4, p. 685–697, fev. 2010.

LORENZON, A. S. et al. A new methodology for royalties distribution of the Itaipu hydroelectric plant: The hydrographic basin as the unit of analysis. **Journal of Environmental Management**, v. 217, p. 710–717, jul. 2018.

MACKAY, D. J. **Information theory, inference and learning algorithms**. Cambridge: Cambridge university press, 2003.

MAINARDES, E. W.; CERQUEIRA, A. DOS S.; VASSOLER, H. Simplification and Digitalization Practices on Fire Inspection Service: Case Study in a State Fire Department in Brazil. In: [s.l.] Springer International Publishing, 2016. p. 203–215.

MARQUES, S. et al. Characterization of wildfires in Portugal. **European Journal of Forest Research**, v. 130, n. 5, p. 775–784, 15 set. 2011.

MINUSSI, C. R. **Redes neurais: Introdução e principais conceitos**. Ilha Solteira-SP: Universidade Estadual Paulista - UNESP, 2008.

MORA, J. L. et al. A comparative study of long- term effects on fire- affected volcanic soils in two different ecosystems in the canary islands. **Land Degradation & Development**, v. 27, n. 5, p. 1489–1500, 2 jul. 2016.

MOTA, P. H. S. et al. Forest fire hazard zoning in Mato Grosso State, Brazil. **Land Use Policy**, v. 88, p. 104206, nov. 2019.

NIKOLOPOULOS, C. **Expert systems: introduction to first and second generation and hybrid knowledge based systems**. Nova Iorque: CRC Press, 1997.

OLIVEIRA, D. DOS S. **Zoneamento de risco de incêndios em povoamentos florestais**

no norte de Santa Catarina. 2002. 124 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba, PR, 2002.

PEREIRA, A. A. **Uso de geotecnologia para detecção e análise de queimadas e focos de calor em Unidades de Conservação no norte de Minas Gerais.** [s.l.] Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 2009.

PEREIRA, A. A. et al. Validação de focos de calor utilizados no monitoramento orbital de queimadas por meio de imagens TM. **CERNE**, v. 18, n. 2, p. 335–343, jun. 2012.

PEZZATTI, G. B. et al. Fire regime shifts as a consequence of fire policy and socio-economic development: An analysis based on the change point approach. **Forest Policy and Economics**, v. 29, p. 7–18, abr. 2013.

RIAD, S. et al. Rainfall-runoff model using an artificial neural network approach. **Mathematical and Computer Modelling**, v. 40, n. 7–8, p. 839–846, out. 2004.

RUMELHART, D. E.; HINTON, G. E.; WILLIAMS, R. J. Learning representations by back-propagating errors. **Nature**, v. 323, n. 6088, p. 533–536, out. 1986.

SALGUEIRO ROMERO, L. F. **Classificação de previsibilidade do modelo atmosférico global do CPTEC utilizando Breeding e Inteligência Computacional.** 2017. 135 f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, São José dos Campos, SP, 2017.

SANT'ANNA, C. M.; FIEDLER, N. C.; MINETTE, L. J. **Controle de incêndios florestais.** Alegre-ES: Os Editores, 2007.

SANTOS, T. P. Análise da precipitação mensal do município de Vitória da Conquista - BA entre os anos de 1982 a 2016 em episódios dos fenômenos El Niño e La Niña. **Revista Geoaraguaia**, v. 8, n. 3, p. 17–38, 2018.

SANTOS, W. DE S.; SOUTO, P. C.; SOUTO, J. S. Riscos de incêndios florestais em Unidades de Conservação no bioma Mata Atlântica, Paraíba, Brasil. **Agropecuária Científica no Semiárido**, v. 14, n. 4, p. 297–304, 2018.

SILVA, I. N. DA; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas.** São Paulo: Artliber Editora, 2010.

SILVA, E. C. G. et al. Análise temporal da ocorrência de incêndios florestais nas Américas e região do Caribe. **Nativa**, v. 6, n. 5, p. 491, 4 set. 2018.

SOARES, R. . **Incêndios florestais: controle e uso do fogo.** Curitiba: Fundação de Pesquisas Florestais do Paraná, 1985.

SOARES, R. V.; BATISTA, A. C.; NUNES, J. R. S. **Manual de Prevenção e Combate a Incêndios Florestais.** 2ª ed. Curitiba: Departamento de Ciências Florestais, 2008.

SOARES, R. V.; BATISTA, A. C.; TETTO, A. F. **Manual de prevenção e combate a incêndios florestais.** 2ª edição ed. Curitiba: Departamento de Ciências Florestais, 2017a.

SOARES, R. V.; BATISTA, A. C.; TETTO, A. F. **Incêndios florestais: controle, efeitos e uso do fogo.** 2ª revisada ed. Curitiba: Departamento de Ciências Florestais, 2017b.

- SOARES, R. V.; BATISTA, A. C. **Incêndios florestais controle, efeitos e uso do fogo**. 1. ed. Curitiba: Universidade Federal do Paraná, 2007.
- TETTO, A. F. et al. Incêndios florestais atendidos pela Klabin do Paraná no período de 1965 a 2009. **CERNE**, v. 21, n. 3, p. 345–351, set. 2015.
- TIEN BUI, D. et al. A hybrid artificial intelligence approach using GIS-based neural-fuzzy inference system and particle swarm optimization for forest fire susceptibility modeling at a tropical area. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 233, p. 32–44, fev. 2017.
- TNC - THE NATURE CONSERVANCY. **El fuego, los ecosistemas y la gente: una evaluación preliminar del fuego como un tema global de conservación**. Tallahassee: [s.n.].
- TORRES, F. T. P. et al. Analysis of efficiency of fire danger indices in forest fire prediction. **Revista Árvore**, v. 41, n. 2, 26 jun. 2017.
- VAN HOEK, M. et al. Early Drought Detection by Spectral Analysis of Satellite Time Series of Precipitation and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). **Remote Sensing**, v. 8, n. 5, p. 422, 17 maio 2016.
- VIGANÓ, H. H. DA G. et al. Redes Neurais Artificiais na Previsão de Queimadas e Incêndios no Pantanal (Artificial Neural Networks in Prediction of Forest Fires and Burns in the Pantanal). **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 10, n. 5, p. 1355, 9 jul. 2017.
- WANG, C. et al. Fire alters vegetation and soil microbial community in alpine meadow. **Land Degradation & Development**, v. 27, n. 5, p. 1379–1390, 20 jul. 2016.
- WESTERLING, A. L.; BRYANT, B. P. Climate change and wildfire in California. **Climatic Change**, v. 87, n. S1, p. 231–249, 12 mar. 2008.
- ZHANQING LI et al. Automatic detection of fire smoke using artificial neural networks and threshold approaches applied to AVHRR imagery. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 39, n. 9, p. 1859–1870, 2001.

CAPÍTULO I - ANÁLISE DA DISTRIBUIÇÃO DE ATENDIMENTOS A INCÊNDIOS FLORESTAIS NO ESTADO DE ESPÍRITO SANTO, BRASIL

RESUMO

Originalmente, a Mata Atlântica cobria grande parte do território do estado do Espírito Santo, porém, ao longo de décadas, reduziu-se consideravelmente, em função de diversos fatores como a expansão da área urbana e de cultivos agrícolas. Outra causa que tem contribuído bastante para esse cenário são os incêndios florestais, que têm se tornado cada vez mais frequentes em várias regiões não só no estado, como também em todo o planeta. Devido aos danos e à necessidade de medidas de enfrentamento economicamente viáveis, estudos e estratégias voltadas à prevenção e combate ao fogo são essenciais. Sendo assim, a presente pesquisa teve como objetivo analisar a dinâmica dos incêndios florestais no estado do Espírito Santo, a partir do diagnóstico dos atendimentos prestados pelos bombeiros militares, destacando informações como períodos de maior criticidade e regiões impactadas, para subsidiar planejamentos futuros. Para tanto, foram utilizados dados de atendimentos a ocorrências reais entre os anos de 2010 a 2019, submetidos ao teste de análise de variância, sendo que, quando F significativo, médias foram submetidas ao teste Tukey ao nível de significância de 5%, para identificar diferenças entre os dados da pesquisa. Dos 23.745 registros, destacaram-se as microrregiões administrativas Metropolitana (42%), Rio Doce (12,9%) e Centro-Sul (9,43%). Já por município, Serra (13,32%), Guarapari (8,77%) e Cachoeiro de Itapemirim (8,13%) foram os mais impactados. Só em 2019, foram atendidas 3.638 ocorrências, correspondendo a um aumento de 87,43% em relação ao ano anterior, evidenciando que os órgãos competentes precisam estar preparados para ações de prevenção, preparação e respostas, tendo em vista os possíveis danos que podem ocasionar. Além disso, na pesquisa foi possível georreferenciar todos os atendimentos realizados e elaborar mapas temáticos e de calor (*hot spots*), representando regiões de concentração distribuídas pelo território estadual, destacando-se a região Metropolitana em todos os anos. Por fim, foi possível notar a alta frequência de atendimentos tanto no verão (32,36%) quanto no inverno (28,75%), além de nos finais de semana. Assim, conclui-se que o estudo representou de forma satisfatória a distribuição de atendimentos a incêndios florestais, destacando áreas e períodos críticos, a serem considerados nos planejamentos de ações de resposta, empenho de equipes e recursos nos momentos de maior demanda, de forma a otimizar os trabalhos realizados, na busca pela excelência no exercício de suas atribuições, sendo uma metodologia aplicável a outras áreas de estudo.

Palavras-chave: Proteção florestal, Controle de incêndios florestais, Método de Kernel.

1. INTRODUÇÃO

Originalmente 90% do território do estado do Espírito Santo era coberto por Mata Atlântica; no entanto, atualmente é estimado em pouco mais de 8% (ALMEIDA, 2016). Esse é o resultado de sucessivos ciclos econômicos que promoveram o crescimento urbano e a ocupação desordenada, além de outras consequências (THOMAZ, 2010). Uma das causas desse cenário são os incêndios florestais, ameaças que tem se tornado cada vez mais frequentes no Brasil e no mundo, devido ao seu enorme potencial de danos sociais, econômicos e de prejuízos aos remanescentes florestais (SORIANO; DANIEL; SANTOS, 2015). Diante desse cenário, a busca pela excelência de seus serviços impõe às organizações responsáveis pelas ações de resposta, a necessidade de contar com instrumentos, ferramentas tecnológicas e estratégias capazes de fazer frente a tais desastres. As ações preventivas e de investimento em sistemas de combate exigem um bom planejamento e entendimento da dinâmica desses fenômenos para gerenciá-los de maneira adequada.

Os incêndios florestais correspondem a quaisquer incêndios não controlados que ocorrem na vegetação e podem ser de origem antrópica ou natural (EUGENIO et al., 2016; FIEDLER, et al., 2019; MOTA et al., 2019; TETTO et al., 2015). Encontram-se entre os principais fatores responsáveis pelas perdas no triângulo da sustentabilidade no setor florestal: sustentabilidade econômica, social e ambiental (CANZIAN et al., 2016). Além disso, os incêndios florestais estão entre as maiores e mais constantes ameaças à biodiversidade devido ao seu potencial para danos bióticos e abióticos de formas inesperadas (TORRES et al., 2017a). Eles não apenas danificam a fauna, mas também causam danos à flora (WANG et al., 2016), dificulta que a água penetre no solo pela alteração de suas propriedades físicas (DI PRIMA et al., 2018; MORA et al., 2016), aumentando o escoamento superficial e causando perda de nutrientes (KEESSTRA et al., 2018), além de matéria orgânica à medida que são carregados pelo fluxo de água (NOVARA et al., 2011).

Os incêndios florestais estão cada vez mais frequentes devido às mudanças climáticas (BAO et al., 2015), à redução das chuvas, ao aumento das temperaturas diurnas, a períodos prolongados de seca e às ações humanas. Consequentemente, todo esse aumento na sua frequência tem sido uma grande preocupação para todos (ARGAÑARAZ et al., 2015; ARPACI et al., 2014; LITTELL et al., 2016; MAVSAR; GONZÁLEZ CABÁN; VARELA, 2013), já que queimam milhares de hectares e causam sérios danos em várias

regiões ao redor do mundo (BRUN et al., 2017). A título de exemplo, entre 2007 e 2012, havia mais de 2.500 ha de área queimada em áreas protegidas, principalmente em Unidades de Conservação no estado do Espírito Santo (TEBALDI et al., 2013).

Embora haja atualmente um grande número de técnicas preventivas e de combate a incêndios florestais, esses mecanismos não são suficientemente capazes de resolver ou evitá-los totalmente (FIEDLER et al., 2015). Somado a isso, a falta de informações sobre incêndios florestais pode levar a situações opostas contrastantes: elevados gastos com medidas preventivas e de proteção acima do necessário; ou também abaixo do potencial de dano esperado, colocando em risco a fauna e a flora (RODRÍGUEZ et al., 2013; SOARES; BATISTA, 2007).

Ao se descrever informações sobre as ocorrências de incêndios, os períodos de maior demanda de atendimento podem receber ações preventivas no ano seguinte em várias frentes, podendo receber queimas controladas, programas de educação ambiental nas comunidades, ou mesmo prevenção de acesso a determinadas unidades de conservação (NUNES; SOARES; BATISTA, 2006). Além disso, como os sistemas de combate eficientes são relativamente caros, não podem permanecer operacionais durante todo o ano, e devem ser adequadamente administrados. O conhecimento dos períodos de pico de ocorrência de incêndios pode permitir às autoridades alocar recursos em conformidade, desativando parcialmente o sistema de atendimento quando necessário (SOARES; BATISTA, 2007).

Com base no exposto e na premissa da Ciência da Administração de que o que não é medido não pode ser gerenciado (DEMING, 1990), explorar informações sobre serviços de resposta a tais emergências pode aprimorar as políticas de prevenção e combate para fornecer soluções mais eficazes e economicamente viáveis aos órgãos competentes. Além disso, esses trabalhos podem subsidiar a construção de estratégias de enfrentamento e tomadas de decisão administrativas e operacionais, contribuindo para a otimização dos recursos disponíveis.

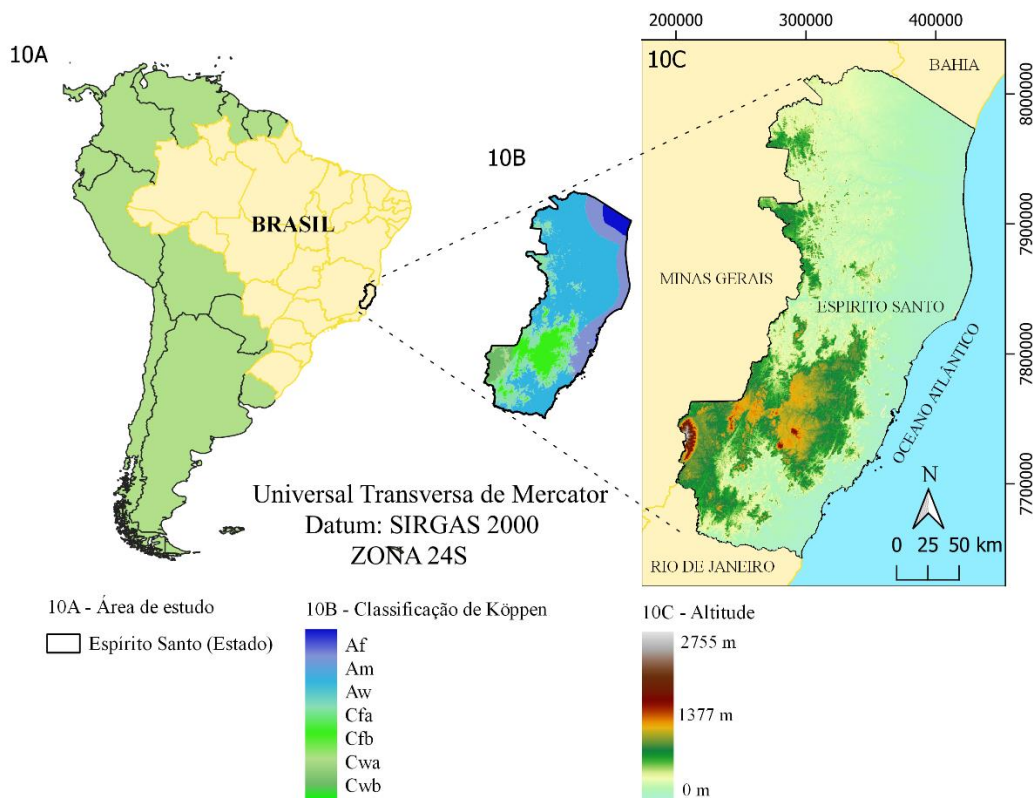
Portanto, este estudo teve como objetivo analisar a dinâmica de incêndios florestais em todo o estado a partir do diagnóstico dos atendimentos prestados pelo Corpo de Bombeiros Militar do Estado do Espírito Santo (CBMES), destacando os períodos de maior criticidade e regiões impactadas, ocorridos entre os anos de 2010 e 2019, para planejamentos e estudos futuros.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1 Área de estudo:

A área de estudo compreende o estado do Espírito Santo, localizado no sudeste do Brasil, posicionado entre os paralelos 17°53'29 " e 21°18'03 " de latitude sul e os meridianos 39°41'18 " e 41°52'45 " de longitude oeste de Greenwich, em uma área total de 46.052,64 km², na América do Sul (Figura 10A). De acordo com a classificação de Köppen (Figura 10B), predominam na área de estudo as seguintes zonas climáticas: Af, com clima tropical úmido; Am, tropical com monção; Aw, zona tropical com inverno seco; Cfa, clima oceânico sem estação seca; Cfb, clima oceânico sem estação seca e verão temperado; Cwa, clima temperado úmido, com inverno seco e verão quente; e Cwb, com clima temperado úmido, com inverno seco e verão temperado (ALVARES et al., 2013). Na Figura 10C, a altitude segundo o modelo digital de elevação do estado do Espírito Santo, obtido do Sistema Integrado de Bases Geoespaciais do Estado do Espírito Santo (GEOBASES). É limitado a leste pelo Oceano Atlântico e limitado ao norte, oeste e sul pelos estados da Bahia, Minas Gerais e Rio de Janeiro (Figura 10C), respectivamente.

Figura 10. Área de estudo



Legenda: 10A – Estado do Espírito Santo; 10B – Classificação Climática de Köppen; 10C – Altitude.

Fonte: O autor.

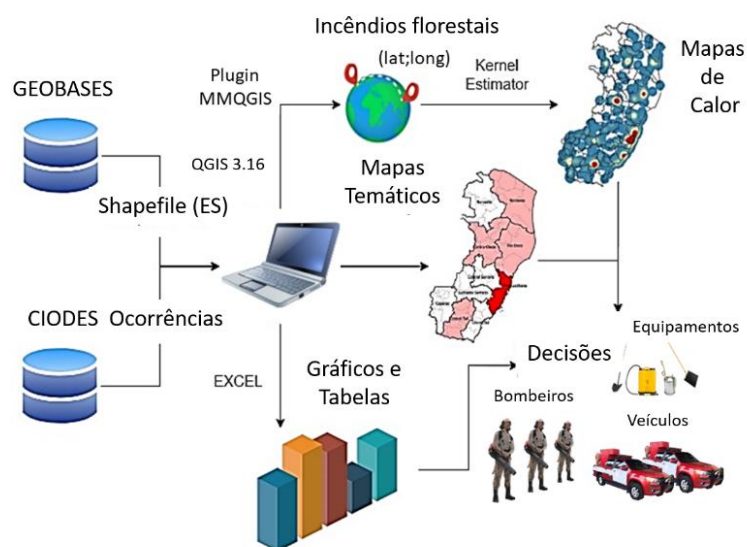
2.2 Coleta de dados

Para efeito deste estudo, foram utilizados dados de relatórios de ocorrências atendidas pelo CBMES, registrados entre os anos de 2010 a 2019, disponibilizadas pelo Centro Operacional Integrado de Defesa Social (CIODES), em planilha de dados brutos de ocorrências. Tais dados serviram de base para o cálculo percentuais de incidência municipal e regional, bem como para a elaboração de todas as imagens e análises técnicas. Além disso, mapas da base de dados GEOBASES em formato de arquivo shapefile (vetoriais) do território estadual foram utilizados para a confecção dos demais mapas propostos neste estudo. Além disso, foram utilizados dados de incêndios florestais e queimadas registrados pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), por meio de imagens do satélite de referência AQUA_M-T (INPE, 2020).

2.3 Procedimentos

Para a elaboração dos mapas temáticos com informações do banco de dados, cálculos de médias anuais foram realizados no software Microsoft Excel. A Figura 11 apresenta um fluxograma simplificado das etapas realizadas. Os valores foram então inseridos na tabela de atributos do shapefile do mapa do território estadual, utilizando o software QGIS 3.16 (licenciado pela *General Public License* [GNU GPL]) baseado em um Sistema de Informações Geográficas (SIG) (TURCHETTO et al., 2014).

Figura 11. Fluxograma metodológico.



Fonte: O autor.

Nos mapas temáticos (Figura 12), é possível destacar diferenças regionais, permitindo aos gestores identificar áreas de maior criticidade, devido às diferenças nas colorações entre municípios. Além disso, nesses mapas os valores da variável, no caso deste estudo os incêndios florestais, foram determinados uniformemente dentro dos limites de cada área (SLUTER, C. R.; IESCHECK, A. LOPES; BRAVO, 2011). A vantagem é que nos mapas temáticos os dados não precisam ser georreferenciados no processo. Em seguida, utilizou-se o aplicativo MMQGIS para obtenção das coordenadas geográficas dos pontos (latitude e longitude) dos incêndios florestais, ocorridos entre 2010 e 2016, etapa essencial para a construção de mapas de calor. Nessa etapa, portanto, os locais das ocorrências atendidas foram georreferenciados (geocodificados) (ALEXANDRE et al., 2020).

Já a partir de 2017, a grande maioria das chamadas passou a ser georreferenciada pelas próprias equipes de emergência. Desse processo, obteve-se um arquivo de extensão csv (Comma Separated Value) contendo as coordenadas geográficas de cada um dos incêndios florestais atendidos pelos bombeiros militares. Depois disso, foi utilizada a ferramenta 'adicionar camada de texto delimitado' para gerar o arquivo vetorial em formato de pontos. Em seguida, uma ferramenta de interpolação foi usada para criar os mapas de calor (Kernel Density Estimation) para cada ano.

As imagens no formato raster foram resultado da aplicação de uma técnica de geoprocessamento em que se utiliza o cálculo da densidade do Kernel (BEATO; ASSUNÇÃO, 2008; CAMARGO; FUCKS; CÂMARA, 2005; SILVERMAN, 1986) amplamente utilizada em estudos ao redor do mundo (KOUTSIAS; BALATSOS; KALABOKIDIS, 2014; ZHANG et al., 2017). Os pontos definidos destacam o grau de concentração dos incêndios florestais, bem como o seu raio de influência na região. Esse grau de concentração é definido por coeficientes derivados do cálculo da densidade e traduzidos em categorias de concentração muito alta, alta, média, baixa e muito baixa para facilitar a interpretação cartográfica do mapa (Figura 3C). As categorias foram associadas a uma escala gradativa de cores que variava do azul ao vermelho, representando os locais com menor e maior concentração, respectivamente. Assim, quanto mais azuis forem as regiões selecionadas, menores são os níveis de concentração de fogo na região e quanto mais vermelhos, maior a concentração. Então, obteve-se um arquivo matricial em forma de imagem, representando a soma do empilhamento de n outros rasters circulares para cada ponto de entrada. Os valores são interpolados e centralizados por célula, usando a função simétrica escolhida (BARBOSA et al., 2014).

Utilizou-se no estudo a Equação 12:

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - X_i}{h}\right) \quad (12)$$

Onde: K = função kernel; h = raio de pesquisa de 10 km; x = posição do centro de cada célula; X_i = posição do ponto i do centroide de cada polígono; n = número total de incêndios florestais; $\hat{f}_h$ = função.

Nas demais etapas, os dados obtidos do CIODES foram organizados em tabelas e gráficos (Tabela 2 e Figura 4), buscando descrever o perfil dos atendimentos e a dinâmica dos incêndios florestais. Os registros de ocorrência foram organizados por ano, mês, dias da semana, estações do ano e regiões administrativas do estado, para uma visão mais completa do comportamento de tais fenômenos, ao longo do tempo.

Na etapa final de exploração dos dados de atendimento, foram comparados aos dados do Portal de monitoramento de queimadas e incêndios florestais do INPE, como uma forma de encontrar relações nos resultados da presente pesquisa. Para tanto, foi necessária a obtenção da série histórica de registros do INPE no referido Portal, correspondendo também ao mesmo período dos dados do CIODES.

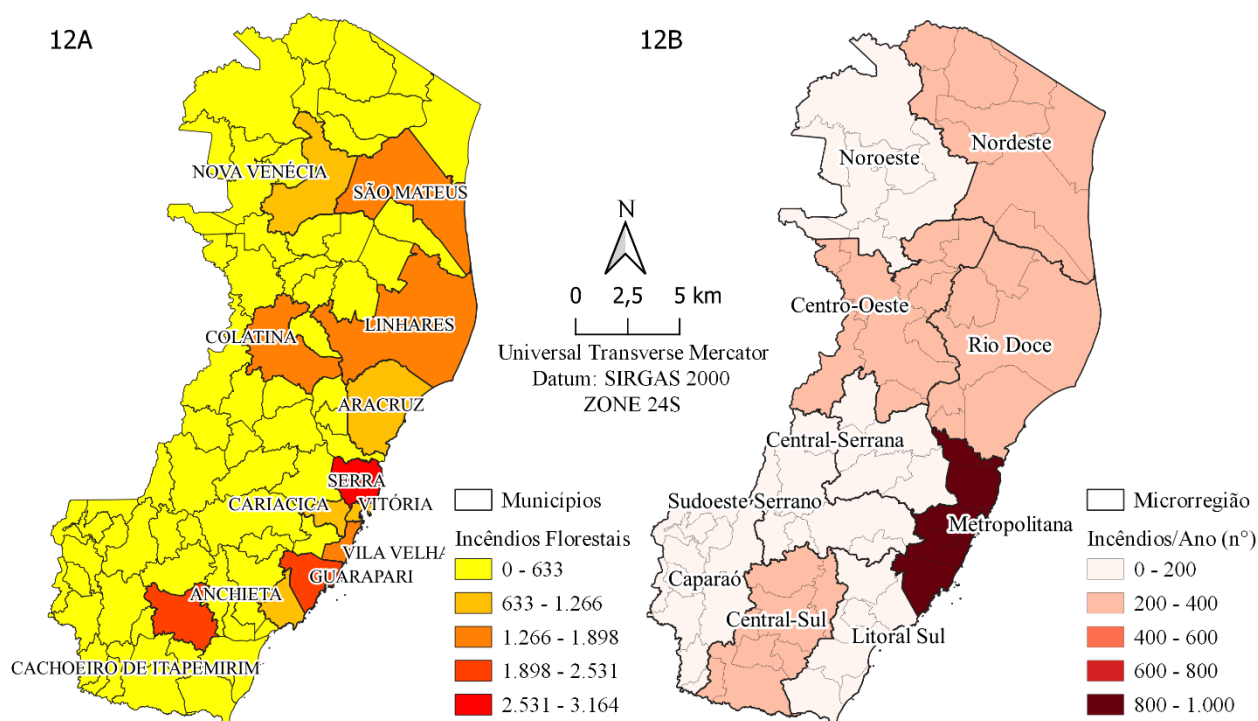
2.4 Análise estatística

Os dados de atendimentos a incêndios florestais foram analisados pelo método estatístico de análise de variância. Sendo assim, quando o valor F significativo, as médias dos tratamentos foram submetidas ao teste de Tukey ao nível de significância de 5%, para identificar diferenças entre as informações.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Por meio da Figura 12, é possível notar as regiões mais impactadas por incêndios florestais no estado do Espírito Santo, durante o período de 2010 a 2019, conforme gradação de cores e legendas:

Figura 12. Mapas temáticos de ocorrências de incêndios florestais no Estado do Espírito Santo.



Legenda: [12A] ocorrências por município entre 2010 e 2019; [12B] média anual de ocorrências por microrregião administrativa.

Fonte: O autor.

Na Figura 12A, é possível notar os municípios mais castigados por esse desastre, sendo que os cinco mais impactados, ou seja, que apresentaram maior número absoluto de atendimentos foram: Serra, Guarapari, Cachoeiro de Itapemirim, Linhares e Vila Velha, com 3.164 (13,32%), 2.083 (8,77%), 1.930 (8,13%), 1.783 (7,51 %), e 1.739 (7,32%) ocorrências, respectivamente. As cidades com menor número de ocorrências foram Laranja da Terra e Alto Rio Novo, sem registros no período avaliado; Mantenópolis, com 1, Ponto Belo, com 2, e Mucurici com 4 ocorrências, ou seja, sem participação significativa no percentual geral.

Além disso, percebeu-se que, ao se realizar a distribuição de ocorrências por microrregião administrativa ¹, em relação ao recorte temporal deste estudo, cumulativamente, destacaram-se a Metropolitana, com 42%; Rio Doce, com 12,9%; e Centro-Sul, com 9,43%. Na Figura 3B, destacaram-se as médias anuais de atendimento por microrregião, para comparações e identificação de regiões mais vulneráveis a tais desastres.

Portanto, por meio de tais mapas foi possível evidenciar diferenças regionais e notar que o perfil dos incêndios é heterogêneo (mais frequente na parte norte e região metropolitana) no território estadual. Áreas urbanas apresentaram maior densidade de atendimentos a incêndios florestais, em tese devido a ações antrópicas, ou seja, pela proximidade geográfica a regiões mais populosas no estado. Dessa forma, regiões mais vulneráveis poderiam ser priorizadas em momentos de redistribuição de recursos humanos e logísticos, investimentos em prevenção e combate. Durante períodos de estiagem e aumento de demanda de ocorrências desta natureza, programas de reforço operacional, por exemplo, podem ser implementados, para mitigar possíveis consequências.

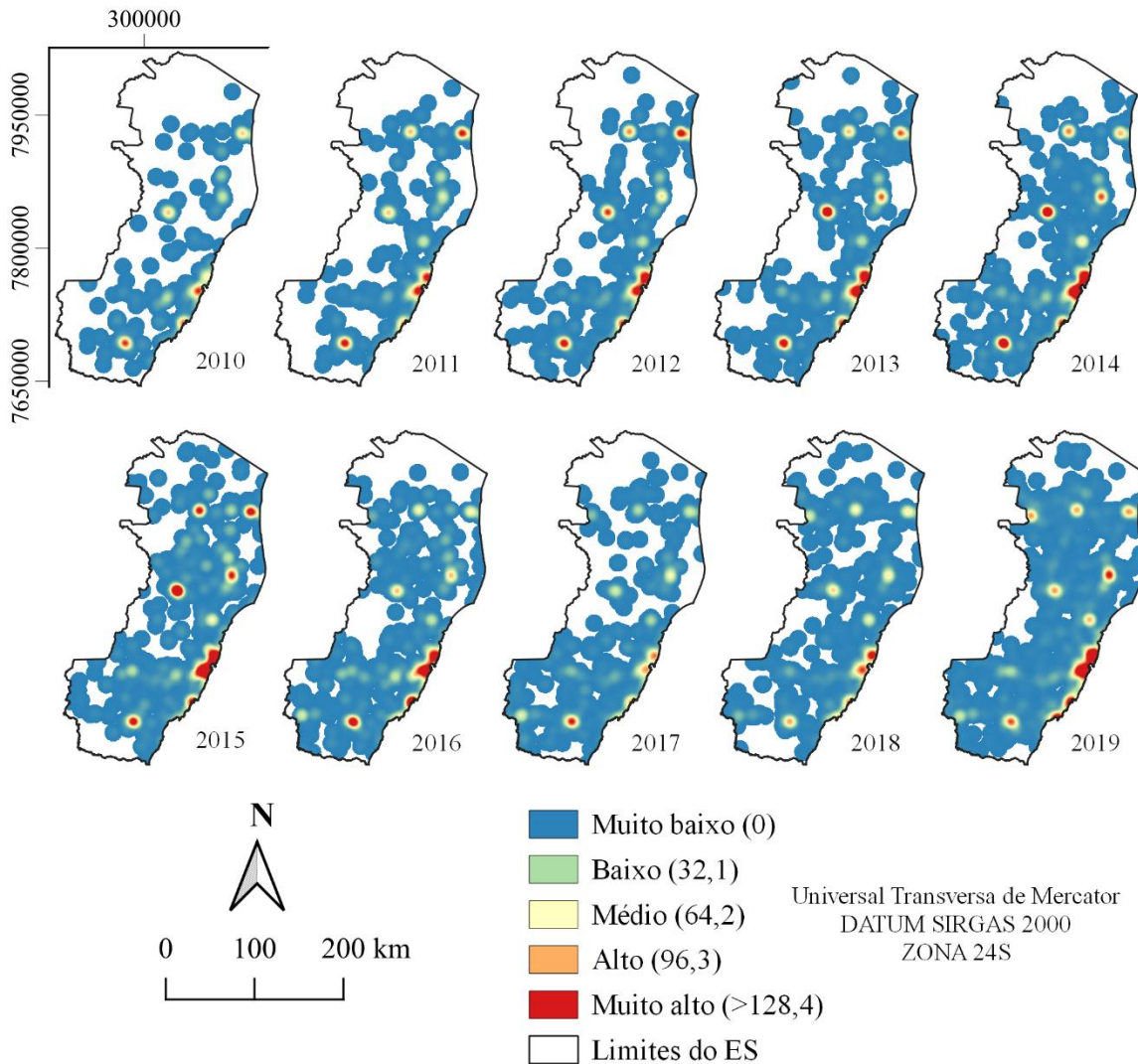
Convém destacar que, devido a longas distâncias de algumas regiões até a sede de quartéis de bombeiros, alguns incêndios podem não ter sido registrados, consequentemente não atendidos. Assim, é possível que o número de incêndios florestais tenha sido ainda maior.

Além disso, considerando a possibilidade de realização de operações conjuntas e sistêmicas, os gestores municipais pertencentes à mesma área administrativa, conforme Figura 12B, podem organizar-se e reforçar suas ações em períodos de maior demanda. Portanto, as implicações do presente estudo podem favorecer e oferecer informações relevantes para a administração pública estadual, municipal e, ainda, a iniciativa privada, que frequentemente sofrem com as consequências dos incêndios florestais.

Na Figura 13, mapas de calor anuais de atendimento a ocorrências de incêndios florestais são apresentados, após geocodificação dos dados do estudo e interpolação por Estimativa de Kernel.

¹ Divisão baseada na Lei Estadual nº 9.768 de 2011 (ESPIRITO SANTO, 2011).

Figura 13. Mapas de calor anuais de incêndios florestais entre 2010 a 2019 no ES.



Fonte: O autor.

Por meio dos mapas de calor (Figura 13) observou-se a dinâmica dos atendimentos de forma georreferenciada ao longo dos anos. As áreas de maior concentração (densidade), de maneira geral, estavam próximas às interfaces das regiões urbana-florestal do estado, com a região Metropolitana destacando-se em praticamente todos os mapas anuais. Isso porque, conforme apontado por Torres et al. (2010), a atividade humana no meio rural é uma das principais causas dos incêndios florestais no Brasil. Em outras palavras, territórios próximos a vias públicas e áreas urbanas tendem a sofrer mais incêndios por ação antrópica. Além disso, a grande maioria dos incêndios em áreas tropicais ocorre devido à limpeza da vegetação para fins agrícolas, considerado o método de limpeza mais acessível (BARLOW et al., 2012; PIROMAL et al., 2008; RIBEIRO et al., 2008).

Nota-se também ter havido uma dispersão gradual das ocorrências para o interior do Estado, ou seja, que esse problema tem sido cada vez mais comum por todo o território,

tendo seu auge no ano de 2019. A análise do perfil de atendimentos em relação a outros parâmetros também como estações, meses e dias do ano, é muito importante para a adequada realocação de recursos. Isso garantirá que os sistemas de prevenção e combate não fiquem parados durante parte do ano e sejam usados em outras regiões que precisem de assistência (SOARES; BATISTA, 2007). Portanto, os mapas representaram as condições de ocorrências e propagação de incêndios ao longo dos anos, capazes de agregar informações fundamentais para ações de planejamento na prevenção e combate. Sendo assim, caso providências sejam adotadas corretamente nas áreas mais críticas, pode-se obter a redução do número e área queimada por incêndios em curto e longo prazo (CIPRIANI et al., 2011; RIBEIRO; SOARES; BEPLER, 2012; TETTO; BATISTA; SOARES, 2012; WHITE et al., 2016).

Na Tabela 1, é possível notar a expansão das áreas de influência, obtidas pelo método de interpolação Kernel, de atendimentos ao longo do período analisado.

Tabela 1 - Áreas e percentuais das regiões de influência das ocorrências de incêndios florestais (Estimativa de Kernel)

Classe	2010		2011		2012		2013		2014	
	km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%
Muito baixo	17078,61	86,51	18767,18	85,06	21713,56	85,97	23467,88	86,17	25761,24	86,01
Baixo	1473,59	7,46	1653,9	7,50	1764,8	6,99	1854,49	6,81	2118,39	7,07
Médio	704,09	3,57	850,31	3,85	754,99	2,99	781,52	2,87	813,57	2,72
Alto	372,95	1,89	508,07	2,30	550,12	2,18	561,31	2,06	577,77	1,93
Muito alto	113,33	0,57	283,73	1,29	475	1,88	568,33	2,08	681,37	2,27
Total	19742,57	100,00	22063,19	100,00	25258,47	100,00	27233,53	100,00	29952,34	100,00
Classe	2015		2016		2017		2018		2019	
	km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%
Muito baixo	28042,82	82,55	27336,45	84,44	25881,32	87,53	28650,39	88,57	32089,27	84,05
Baixo	3473,08	10,22	2960,8	9,15	2301,65	7,78	1927,96	5,96	3333,69	8,73
Médio	1008,4	2,97	1057,85	3,27	915,42	3,10	1054,26	3,26	1218,87	3,19
Alto	564,05	1,66	499,02	1,54	381,85	1,29	565,54	1,75	865,53	2,27
Muito alto	880,52	2,59	519,87	1,61	89,34	0,30	150,28	0,46	669,29	1,75
Total	33968,87	100,00	32373,99	100,00	29569,58	100,00	32348,43	100,00	38176,65	100,00

Fonte: O autor.

Análises dessa série histórica de áreas de influência podem ser realizadas, como a redução significativa notada em 2017, principalmente na classe denominada muito alto, de forma bem acentuada. Já em 2018 e 2019, as classes retornaram a subir, em função principalmente da nova alta do número de atendimentos nesse mesmo período, à exceção da classe baixa, que ainda apresentou uma leve queda em 2018, porém retornou a crescer em 2019. Além disso, é possível notar mais uma vez que 2015 e 2019 destacaram-se dos

demais anos devido ao grande número de atendimentos, e consequentemente de áreas de influência, conforme também Tabela 1.

Na Tabela 2, os atendimentos a ocorrências de incêndios florestais foram distribuídos ao longo dos meses e anos, calculadas as médias mensais e anuais.

Tabela 2 - Atendimentos de ocorrências de incêndios florestais registrados pelo CIODES

Ano	Jan.	Fev.	Mar.	Abr.	Mai	Jun.	Jul.	Ago.	Set.	Out..	Nov.	Dez.	Total	Média
2010	226	203	13	17	28	66	37	185	264	127	14	101	1281	106,75
2011	70	224	24	13	119	137	217	323	464	95	38	28	1752	146
2012	75	211	283	195	71	94	193	56	194	352	39	311	2074	172,83
2013	307	294	178	101	199	120	240	341	269	138	80	25	2292	191
2014	191	322	251	116	201	156	89	225	409	442	162	181	2745	228,75
2015	755	367	192	201	52	65	76	180	458	600	293	290	3529	294,08
2016	182	285	260	377	383	214	153	290	397	154	37	50	2782	231,83
2017	288	94	225	93	70	64	27	161	245	311	60	73	1711	142,58
2018	307	76	86	29	54	108	296	187	289	285	57	167	1941	161,75
2019	707	362	382	170	146	162	378	266	447	293	225	100	3638	303,16
Média	310,8	243,8	189,4	131,2	132,3	118,6	170,6	221,4	343,6	279,7	100,5	132,6		197,87
Total													23745	

Legenda: Jan.= janeiro; Fev.= fevereiro; Mar.= março; Abr.= abril; Mai.=maio; Jun.=junho; Jul.= julho; Ago.= agosto; Set.= setembro; Out.= outubro; Nov.= novembro; Dez.= dezembro.

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados fornecidos pelo CIODES.

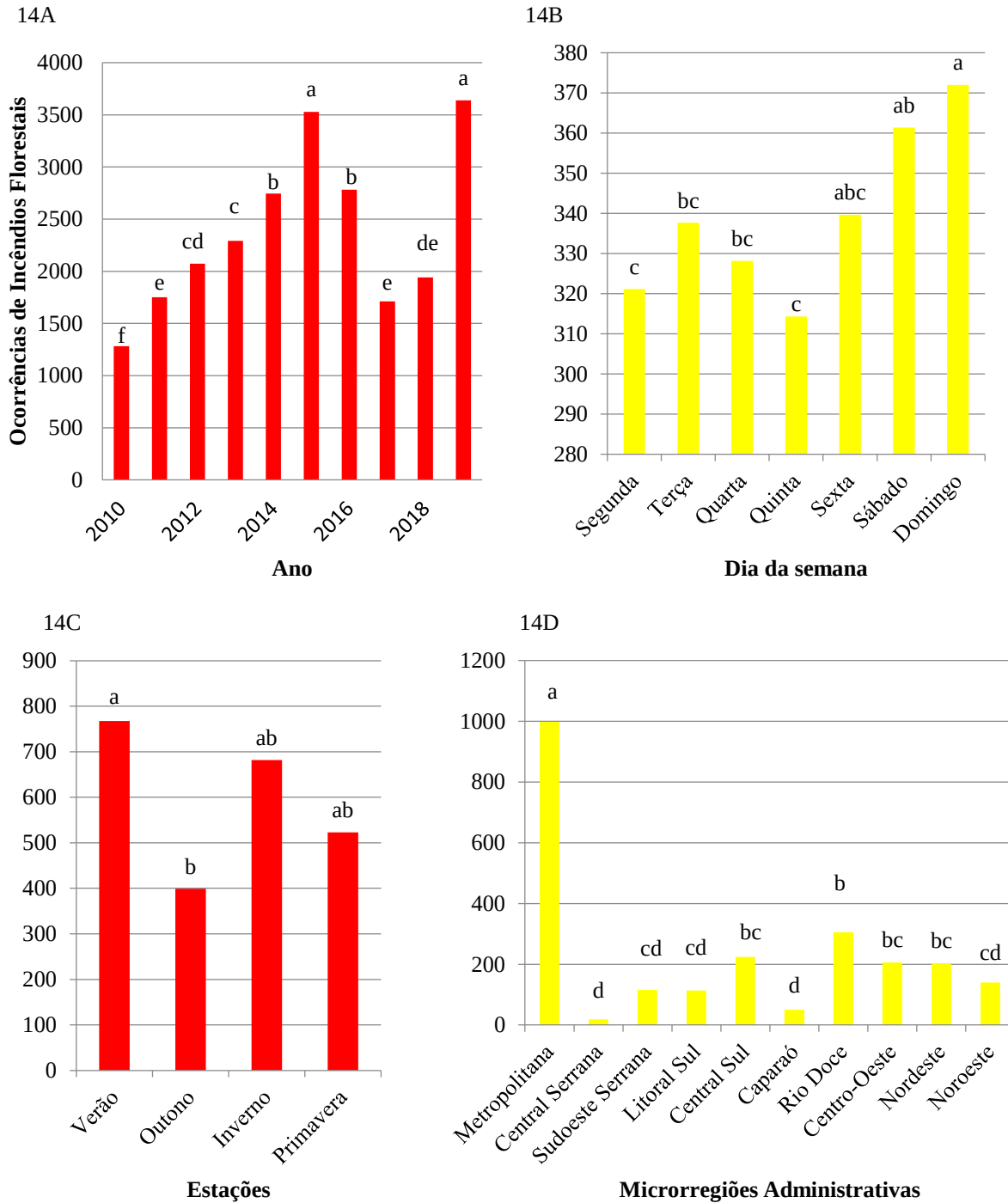
Por meio das Tabelas 1 e 2, é possível notar a evolução dos incêndios ao longo da década delimitada no estudo. Nesse período, foram registradas 23.745 ocorrências atendidas pelo CBMES em todo o Estado. E tais registros não se limitaram a áreas de preservação ou naturais, como já visto em outras pesquisas, mas sim em quaisquer vegetações impactadas pelos incêndios e atendidas pelos bombeiros militares.

Os períodos mais críticos (maior número de registros de atendimentos) ao longo dos anos se deram entre os meses de janeiro a março, e de agosto a outubro, ou seja, nas estações do verão e inverno, notado também ao se comparar as médias mensais da Tabela 2.

Quanto aos registros anuais, notou-se que em 10 anos, o número máximo de atendimento quase que triplicou, se comparados aos dados do primeiro ano da pesquisa, inclusive em relação às médias anuais. Entende-se, portanto, que as agências competentes deveriam necessariamente acompanhar essa evolução dos dados de atendimento e adaptar suas ações de preparação e capacidade de resposta quando necessário.

Em seguida, a Figura 4 apresenta os resultados da pesquisa em relação às análises estatísticas, conforme os dados de atendimentos realizados pelo CBMES a incêndios florestais, registrados pelo CIODES.

Figura 14. Evolução dos incêndios florestais registrados pelo CIODES por ano (14A) e médias por dia da semana (14B), média de incêndios por estações (14C) e microrregiões administrativas (14D).



Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados fornecidos pelo CIODES.

* As colunas gráficas seguidas da mesma letra não diferiram pelo teste de Tukey ao nível de significância de 5%.

Na Figura 14, nota-se o aumento gradativo do número de registros de incêndios florestais nos primeiros cinco anos, atingindo sua segunda maior marca histórica na década, em 2015 (3.529 ocorrências), durante um período de intensa seca no estado (INCAPER, 2019). Posteriormente, verificou-se uma diminuição das ocorrências nos anos de 2016 e 2017, e uma pequena elevação em 2018. No entanto, o aumento repentino e acentuado em 2019 representa o ápice e maior marca da década. Em apenas um ano, constatou-se um aumento de 87,43% nos atendimentos em relação a 2018, exigindo, portanto, preparação e ações de resposta adequadas dos órgãos competentes.

Em seguida, na Figura 14A, os anos de 2015 e 2019 se destacam estatisticamente dos demais anos. É importante frisar que o fenômeno natural *El Niño*, responsável pelo aquecimento anormal da temperatura das águas oceânicas do Pacífico Tropical e mudanças nos padrões de chuvas e temperaturas (INPE, 2022), que ocasionaram períodos mais quentes e mais secos, também foi registrado nesses anos.

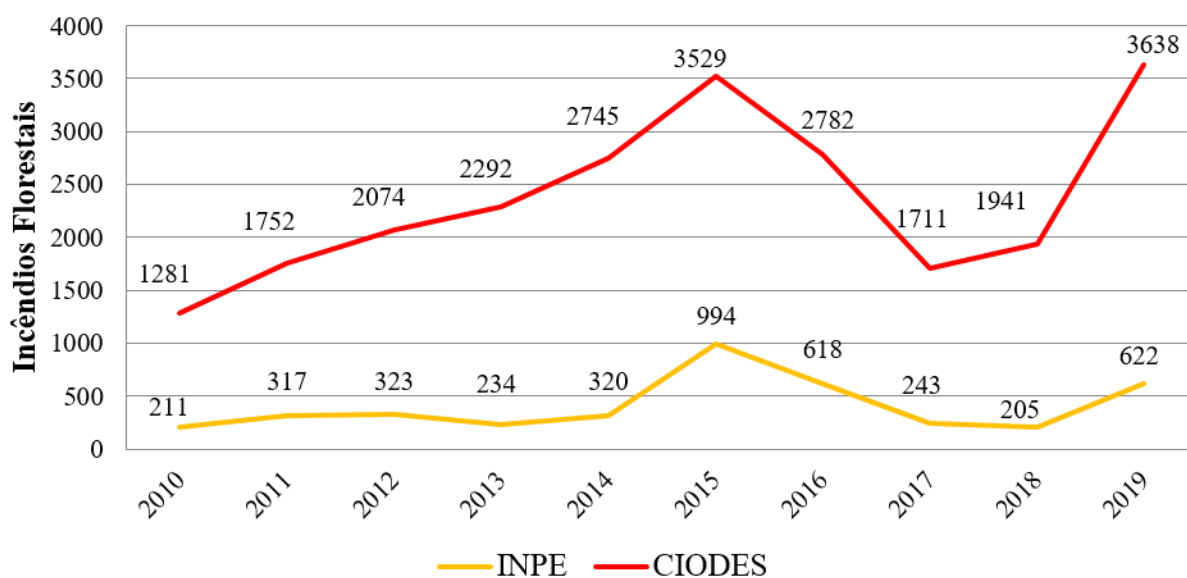
Dentro dos objetivos propostos pelo estudo, foi então elaborada a Figura 14B, com a distribuição média dos incêndios florestais de acordo com o dia da semana. Foi avaliado se há diferença estatística no número médio de atendimentos para ocorrências em dias úteis, em relação aos finais de semana. As diferenças foram observadas (interpretadas) em dois períodos principais: o primeiro (maior deles), de sexta a domingo, e, de segunda a quinta-feira, com menor frequência de incêndios. Portanto, nos finais de semana as ocorrências de incêndios florestais se destacaram estatisticamente em relação aos demais dias (segundo teste de Tukey a 5% de probabilidade). Contudo, utilizando dados de incêndios florestais em unidades de conservação em todo o território nacional, Soares, Nunes e Batista (2009) apresentaram resultados distintos, não encontrando diferença estatística por dia da semana para os incêndios ocorridos entre 1998 e 2002.

A Figura 14C apresenta a demanda de incêndios florestais por estações do ano. Observou-se que os incêndios florestais têm sido mais frequentes nos períodos de verão (7.673 ocorrências que equivalem a 32,36%) e inverno (6.815 ocorrências que equivalem a 28,75%) para a década analisada. Assim, infere-se que as fases de planejamento e preparação para o período anual de maior número de acionamentos poderiam ser desenvolvidas nas estações de outono e primavera, de forma que os órgãos públicos competentes possam se preparar adequadamente para os momentos em que forem acionados. Vale frisar que, apesar das restrições impostas pelo Instituto de Defesa Agropecuária e Florestal (IDAF) para o período de maio a outubro, muitos incêndios foram registrados durante o inverno. Nestes meses são proibidas as queimadas controladas,

exceto os previstos no Decreto Estadual nº 1402-R, de 07/12/2004 (ESPIRITO SANTO, 2004). Os números, portanto, poderiam ter sido ainda maiores se não houvesse tais restrições. A Figura 14D, referente à média de ocorrências por regiões administrativas, indica que os dados da Microrregião Metropolitana diferem estatisticamente das demais microrregiões, possivelmente pela proximidade de regiões urbanas, conforme observado pelos estudos de Torres et al (2010). As informações evidenciam a necessidade de não desguarnecer completamente a logística e os recursos humanos dos quartéis da Região Metropolitana, visto que apresentam maior demanda e densidade no Estado.

Em seguida, a Figura 15 se refere as ocorrências registradas pelo CIODES e pelo INPE no mesmo período, para comparação quantitativa em relação aos dados registrados. Pelo que se observa, é um número de atendimentos a incêndios florestais bem superior aos detectados pelo INPE.

Figura 15. Incêndios florestais registrados pelo CIODES e focos registrados pelo INPE entre 2010 e 2019.



Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados fornecidos pelo CIODES e do portal do INPE.

Por meio da representação gráfica dos dados das duas fontes (CIODES E INPE) na Figura 15, foi possível identificar os períodos mais críticos, com destaques para os anos 2015 e 2019. Apesar das peculiaridades das formas de registro, equipamentos e metodologias utilizadas pelas Instituições envolvidas, notaram-se tendências semelhantes nas curvas do gráfico apresentado. Convém ressaltar que o Programa de Monitoramento de Queimadas já garante que os produtos que disponibiliza são úteis em localidades remotas (INPE, 2020).

Este estudo possui algumas limitações, como por exemplo, limita-se às ocorrências que efetivamente foram atendidas pelo CBMES. Em segundo lugar, a falta de georreferenciamento das ocorrências registradas entre 2010 e 2016 também foi considerada uma limitação, pois exigiu o processo de geocodificação dos endereços, em latitude e longitude, demandando tempo considerável para a resolução dessa etapa. De maneira geral, as informações obtidas no presente ainda podem ser úteis para outras instituições que se interessem em realizações ações conjuntas no futuro, no intuito de prevenir, combater e controlar possíveis incêndios florestais.

4. CONCLUSÕES

- Assim, o estudo possibilitou descrever de maneira satisfatória a vulnerabilidade regional a incêndios florestais, com áreas de maior densidade de atendimentos no estado, destacando-se os municípios Serra, Guarapari, Cachoeiro do Itapemirim, Linhares e Vila Velha. Quanto às microrregiões, destacaram-se a Metropolitana, Rio Doce e Central-sul, com os maiores percentuais de ocorrências de incêndios florestais. Assim, as referidas áreas e municípios tanto poderiam ser priorizadas em relação a investimentos, quanto também somarem esforços entre si para solução do problema.
- Os períodos mais críticos se deram em 2015 e 2019, momentos de severa estiagem, por conta do fenômeno *El Niño*. Já em relação aos períodos ao longo dos anos destacaram-se os meses de janeiro a março (verão), e agosto a outubro (inverno); e, em relação aos dias da semana, os atendimentos de sexta a domingo diferiram-se estatisticamente dos demais dias da semana, apresentando maior média.
- De todo exposto, foram obtidas informações relevantes para a tomada de decisão por parte dos gestores, a serem consideradas na priorização regional de investimentos tanto para ações de prevenção quanto de combate a incêndios florestais no Estado, na busca pela otimização de recursos públicos e excelência no exercício de suas atribuições, sendo uma metodologia aplicável a outras áreas de estudo

REFERÊNCIAS

- ALEXANDRE, F. et al. Georreferenciamento postal de casos de COVID-19 na cidade de Uberaba, Minas Gerais. **Metodologias e Aprendizado**, v. 3, p. 231–247, 30 nov. 2020.
- ALMEIDA, D. S. DE. **Recuperação ambiental da Mata Atlântica**. 3rd ed. re ed. Ilhéus: EDITUS, 2016.
- ALVARES, C. A. et al. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, 2013.
- ARGAÑARAZ, J. P. et al. Human and biophysical drivers of fires in Semiarid Chaco mountains of Central Argentina. **Science of The Total Environment**, v. 520, p. 1–12, jul. 2015.
- ARPACI, A. et al. Using multi variate data mining techniques for estimating fire susceptibility of Tyrolean forests. **Applied Geography**, v. 53, p. 258–270, set. 2014.
- BAO, S. et al. Optimizing watchtower locations for forest fire monitoring using location models. **Fire Safety Journal**, v. 71, p. 100–109, jan. 2015.
- BARBOSA, N. F. M. et al. Kernel smoothing dos dados de chuva no Nordeste. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 18, n. 7, p. 742–747, jul. 2014.
- BARLOW, J. et al. The critical importance of considering fire in REDD+ programs. **Biological Conservation**, v. 154, p. 1–8, out. 2012.
- BEATO, C.; ASSUNÇÃO, R. Sistemas de informação georreferenciados em segurança. In: **Compreendendo e avaliando: projetos de segurança pública**. Belo Horizonte: UFMG, 2008. p. 11–62.
- BRUN, C. et al. A High Performance Computing Framework for Continental-Scale Forest Fire Spread Prediction. **Procedia Computer Science**, v. 108, p. 1712–1721, 2017.
- CAMARGO, E. C. G.; FUCKS, S. D.; CÂMARA, G. Análise espacial de superfícies. In: SUZANA DRUCK, MARÍLIA SÁ CARVALHO, GILBERTO CÂMARA, A. M. V. M. (Ed.). **Análise Espacial de Dados Geográficos**. Brasília, DF: Livraria Virtual da EMBRAPA, 2005. p. 37.
- CANZIAN, W. P. et al. Diferentes Concentrações de Retardante de Fogo em Plantios de Eucalipto. **Nativa**, v. 4, n. 4, p. 195–198, 31 ago. 2016.
- CIPRIANI, H. N. et al. Fire risk map for the Serra de São Domingos Municipal Park, Poços de Caldas, MG. **CERNE**, v. 17, n. 1, p. 77–83, mar. 2011.
- DEMING, W. E. **Qualidade: A revolução da administração**. Tradução d ed. Rio de Janeiro: Marques Saraiva, 1990.
- DI PRIMA, S. et al. Comparing transient and steady-state analysis of single-ring infiltrometer data for an abandoned field affected by fire in eastern Spain. **Water**, v. 10, n. 4, p. 514, 20 abr. 2018.
- ESPIRITO SANTO. Decreto estadual nº 1402-R, de 07 de dezembro de 2004. Suspende a autorização de queima controlada no período compreendido entre 1º de maio e 31 de

outubro. 2004.

ESPIRITO SANTO. Lei estadual nº 9.768, de 26 de dezembro de 2011. Dispõe sobre a definição das Microrregiões e Macrorregiões de Planejamento no Estado do Espírito Santo. . 2011.

EUGENIO, F. C. et al. Applying GIS to develop a model for forest fire risk: A case study in Espírito Santo, Brazil. **Journal of Environmental Management**, v. 173, p. 65–71, maio 2016.

FIEDLER, N. C. et al. Intensidade de queima de diferentes retardantes de fogo. **Revista Árvore**, v. 39, n. 4, p. 691–696, ago. 2015.

FIEDLER, N. C. et al. Firefighting combat with fire retardants at different concentrations. **FLORESTA**, v. 50, n. 1, p. 1107, 20 dez. 2019.

INCAPER - INSTITUTO DE DEFESA AGROPECUÁRIA E FLORESTAL DO ESPÍRITO SANTO. **Incêndios florestais e a situação do Espírito Santo**. Disponível em: <<https://idaf.es.gov.br/incendios-florestais-e-a-situacao-do-espírito-santo>>. Acesso em: 7 abr. 2021.

INPE - INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. **Programa Queimadas**. Disponível em: <http://queimadas.dgi.inpe.br/queimadas/portal-static/estatisticas_estados/>. Acesso em: 31 dez. 2020.

INPE - INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. **El Niño e La Niña**. Disponível em: <<http://enos.cptec.inpe.br/>>. Acesso em: 8 fev. 2022.

KEESSTRA, S. et al. Soil-Related Sustainable Development Goals: Four Concepts to Make Land Degradation Neutrality and Restoration Work. **Land**, v. 7, n. 4, p. 133, 10 nov. 2018.

KOUTSIAS, N.; BALATSOS, P.; KALABOKIDIS, K. Fire occurrence zones: kernel density estimation of historical wildfire ignitions at the national level, Greece. **Journal of Maps**, v. 10, n. 4, p. 630–639, 2 out. 2014.

LITTELL, J. S. et al. A review of the relationships between drought and forest fire in the United States. **Global Change Biology**, v. 22, n. 7, p. 2353–2369, jul. 2016.

MAVSAR, R.; GONZÁLEZ CABÁN, A.; VARELA, E. The state of development of fire management decision support systems in America and Europe. **Forest Policy and Economics**, v. 29, p. 45–55, abr. 2013.

MORA, J. L. et al. A comparative study of long- term effects on fire- affected volcanic soils in two different ecosystems in the canary islands. **Land Degradation & Development**, v. 27, n. 5, p. 1489–1500, 2 jul. 2016.

MOTA, P. H. S. et al. Forest fire hazard zoning in Mato Grosso State, Brazil. **Land Use Policy**, v. 88, p. 104206, nov. 2019.

NOVARA, A. et al. The impact of fire on redistribution of soil organic matter on a mediterranean hillslope under maquia vegetation type. **Land Degradation & Development**, v. 22, n. 6, p. 530–536, nov. 2011.

NUNES, J. R. S.; SOARES, R. V.; BATISTA, A. C. FMA+ - Um novo índice de perigo de

- incêndios florestais para o estado do Paraná, Brasil. **FLORESTA**, v. 36, n. 1, 24 ago. 2006.
- PIROMAL, R. A. S. et al. Utilização de dados MODIS para a detecção de queimadas na Amazônia. **Acta Amazonica**, v. 38, n. 1, p. 77–84, 2008.
- RIBEIRO, L. et al. Zoneamento de riscos de incêndios florestais para a fazenda experimental do Canguiri, Pinhais (PR). **FLORESTA**, v. 38, n. 3, 30 set. 2008.
- RIBEIRO, L.; SOARES, R. V.; BEPLER, M. Mapeamento do risco de incêndios florestais no município de Novo Mundo, Mato Grosso, Brasil. **CERNE**, v. 18, n. 1, p. 117–126, mar. 2012.
- RODRÍGUEZ, M. P. R. et al. Comparação entre o perfil dos incêndios florestais de monte alegre, brasil, e de pinar del río, Cuba. **Floresta**, v. 43, n. 2, p. 231–240, 2013.
- SILVERMAN, B. W. **Density Estimation for Statistics and Data Analysis. Monographs on Statistics and Applied Probability**. Londres: Chapman and Hall, 1986.
- SLUTER, C. R.; IESCHECK, A. LOPES; BRAVO, J. V. M. **Capítulo 3 Mapas Coropléticos**. Disponível em: <<http://www.cartografica.ufpr.br/portal/wp-content/uploads/2011/10/Mapas-Coropleticos-v1.pdf>>. Acesso em: 1 out. 2018.
- SOARES, R. V.; NUNES; JOSE RENATO SOARES; BATISTA, A. C. **Incêndios florestais no Brasil: o Estado da Arte**. 1. ed. Curitiba: [s.n.].
- SOARES, R. V.; BATISTA, A. C. **Incêndios florestais controle, efeitos e uso do fogo**. 1. ed. Curitiba: Universidade Federal do Paraná, 2007.
- SORIANO, B. M. A.; DANIEL, O.; SANTOS, S. A. Eficiência de índices de risco de incêndios para o Pantanal Sul-Mato-Grossense. **Ciência Florestal**, v. 25, n. 4, 30 dez. 2015.
- TEBALDI, A. L. C. et al. Ações de Prevenção e Combate aos Incêndios Florestais nas Unidades de Conservação Estaduais do Espírito Santo. **Floresta e Ambiente**, v. 20, n. 4, p. 538–549, 2013.
- TETTO, A. F. et al. Incêndios florestais atendidos pela Klabin do Paraná no período de 1965 a 2009. **CERNE**, v. 21, n. 3, p. 345–351, set. 2015.
- TETTO, A. F.; BATISTA, A. C.; SOARES, R. V. Forest fire risk zone mapping for Irati National Forest, State of Parana, Brazil [Zoneamento de risco de incêndios florestais para a Floresta Nacional de Irati, Estado do Paraná Brasil]. **Scientia Forestalis/Forest Sciences**, v. 40, n. 94, p. 259–265, 2012.
- THOMAZ, L. A Mata Atlântica no estado do Espírito Santo, Brasil: de Vasco Fernandes Coutinho ao século 21. Boletim do Museu de Biologia Mello Leitão. **Boletim do Museu de Biologia Mello Leitão**, v. 27, p. 5–20, 2010.
- TORRES, F. T. P. et al. Determinação do período mais propício às ocorrências de incêndios em vegetação na área urbana de Juiz de Fora, MG. **Revista Árvore**, v. 34, n. 2, p. 297–303, 2010.
- TORRES, F. T. P. et al. Perfil dos incêndios florestais em Unidades de Conservação brasileiras no período de 2008 a 2012. **FLORESTA**, v. 46, n. 4, p. 531, 2 jan. 2017.

TURCHETTO, N. L. et al. O uso do Quantum GIS (QGIS) para caracterização e delimitação de área degradada por atividade de mineração de basalto no município de Tentente Portela (RS). **Revista Eletrônica em Gestão, Educação e Tecnologia Ambiental**, v. 18, n. 2, 31 ago. 2014.

WANG, C. et al. Fire alters vegetation and soil microbial community in alpine meadow. **Land Degradation & Development**, v. 27, n. 5, p. 1379–1390, 20 jul. 2016.

WHITE, B. L. A. et al. Eficiência de modelos de previsão do comportamento do fogo em plantações comerciais de eucalipto no Brasil. **Cerne**, v. 22, n. 4, p. 389–396, dez. 2016.

ZHANG, Z. et al. Spatial distribution of grassland fires at the regional scale based on the MODIS active fire products. **International Journal of Wildland Fire**, v. 26, n. 3, p. 209, 2017.

CAPÍTULO II - A DINÂMICA DO SERVIÇO DE ATENDIMENTO A INCÊNDIOS FLORESTAIS NO ESTADO DO ESPÍRITO SANTO, BRASIL.

RESUMO

Diversos estudos têm destacado o frequente aumento de incêndios florestais em várias regiões pelo mundo nos últimos anos, preocupando a sociedade em geral. Os prejuízos ocasionados se dão tanto no aspecto econômico, quanto social e ambiental, sendo, por isso, tema de análise de diversas pesquisas. Diante desse cenário, além da necessidade de conhecer sua dinâmica, pesquisas são imprescindíveis para a realização de ações de prevenção, preparação e combate eficazes. Sendo assim, este estudo objetivou apresentar estatísticas descritivas de série histórica, bem como detalhar peculiaridades de ocorrências reais de incêndios florestais atendidas pelo Corpo de Bombeiros Militar do Estado do Espírito Santo (CBMES). São abordados o tempo de empenho de equipes de emergência, deslocamentos médios realizados, vegetações mais impactadas e períodos de acionamento, registrados entre 2015 e 2019, subsidiando informações fundamentais para a melhoria das ações desenvolvidas. Além disso, dados do Portal do Monitoramento de Queimadas e Incêndios Florestais do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) foram comparados aos atendimentos do CBMES no ano de 2019. Por fim, propõe-se a elaboração de um mapa híbrido, onde são reunidos os registros de incêndios florestais das duas fontes oficiais citadas. Como resultado, foi possível conhecer a dinâmica e detalhes dos serviços de combate a incêndios florestais, que descrevem bem como tem sido a resposta dos órgãos públicos a esse tipo de emergência. De maneira geral, constatou-se o aumento do tempo de empenho e deslocamentos médios, nos últimos anos. Nos registros do CIODES, foram incendiadas principalmente vegetações não nativas (66,91%), nativas (17,88%), e vegetações rasteiras/terrenos baldios (15,21%). Foi possível observar que os acionamentos se deram em maioria no período da tarde, principalmente às 14h. E, por meio do modelo híbrido, foi possível representar de forma aceitável a demanda real em relação aos incêndios florestais em um só mapa de dados oficiais, destacando regiões de maior criticidade. Com os resultados obtidos, foi possível conhecer a dinâmica dos serviços desempenhados em ações de combate, além de se propor um modelo de mapeamento alternativo interessante e inovador para pesquisas e planejamentos futuros relacionados a incêndios florestais.

Palavras chave: Diagnóstico, Combate a incêndios, Dinâmica do fogo.

1. INTRODUÇÃO

Os incêndios florestais, realidade em praticamente todo o mundo (GOBBO et al., 2016), ocasionam uma série de prejuízos ao meio ambiente, à economia e à sociedade (SILVA et al., 2018). Em função das mudanças climáticas frequentes, acompanhadas da redução nas precipitações, elevação de temperaturas, períodos longos de estiagem e ações antrópica (ARGAÑARAZ et al., 2015), o aumento do número de incêndios florestais tem trazido muita preocupação em várias partes do mundo (ARGAÑARAZ et al., 2015; ARPACI et al., 2014; LITTELL et al., 2016; MAVSAR; GONZÁLEZ CABÁN; VARELA, 2013). Neste contexto, torna-se muito importante conhecê-los adequadamente, sua dinâmica e distribuição no Estado, a fim de subsidiar decisões estratégicas tanto de instituições privadas quanto por parte da administração pública, que deve sempre se pautar por um serviço mais eficiente e eficaz à sociedade, incentivando-se inclusive a modernização de suas agências (CAEMMERER; WILSON, 2011). Assim, contar com dados históricos, bem como um índice de previsão contribuem para a elaboração de estratégias voltadas à quantificação e distribuição de recursos destinados à prevenção, visando redução de perdas, prejuízos ambientais e financeiros (PEREIRA et al., 2012; TORRES et al., 2017).

Em se tratando de dados históricos, desde 1998 o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) iniciou seus serviços, com registros de focos de calor em todo o país e América Latina, por meio de satélites. Hoje já são utilizados 9 satélites, que possuem sensores óticos operando na faixa termal-média de 4um (INPE, 2020). Assim, é disponibilizado na internet consulta a diversas informações relacionadas aos incêndios florestais no país, sendo considerado o pioneiro na atividade, bem como o mais preciso, em função do grande número de satélites utilizados. Já o serviço do Centro Integrado Operacional de Defesa Social (CIODES), baseia-se no registro de atendimentos realizados pelos órgãos de segurança pública e defesa social estadual, desde sua implantação no ano de 2004 (ESPIRITO SANTO, 2004). Composto por uma central de atendimento telefônico (*call center*) disponível 24 horas, é responsável por receber as solicitações de socorro a emergências e acionar equipes e viaturas das diversas agências de segurança para atendimento aos cidadãos, realizando inclusive o registro em banco de dados de todas as ocorrências realizadas no Estado, de acesso restrito até o momento.

Sendo assim, o presente estudo teve como objetivo descrever informações que subsidiem estratégias de prevenção e controle de incêndios florestais, como estatísticas descritivas da série histórica de atendimentos no estado, peculiaridades das ações de resposta

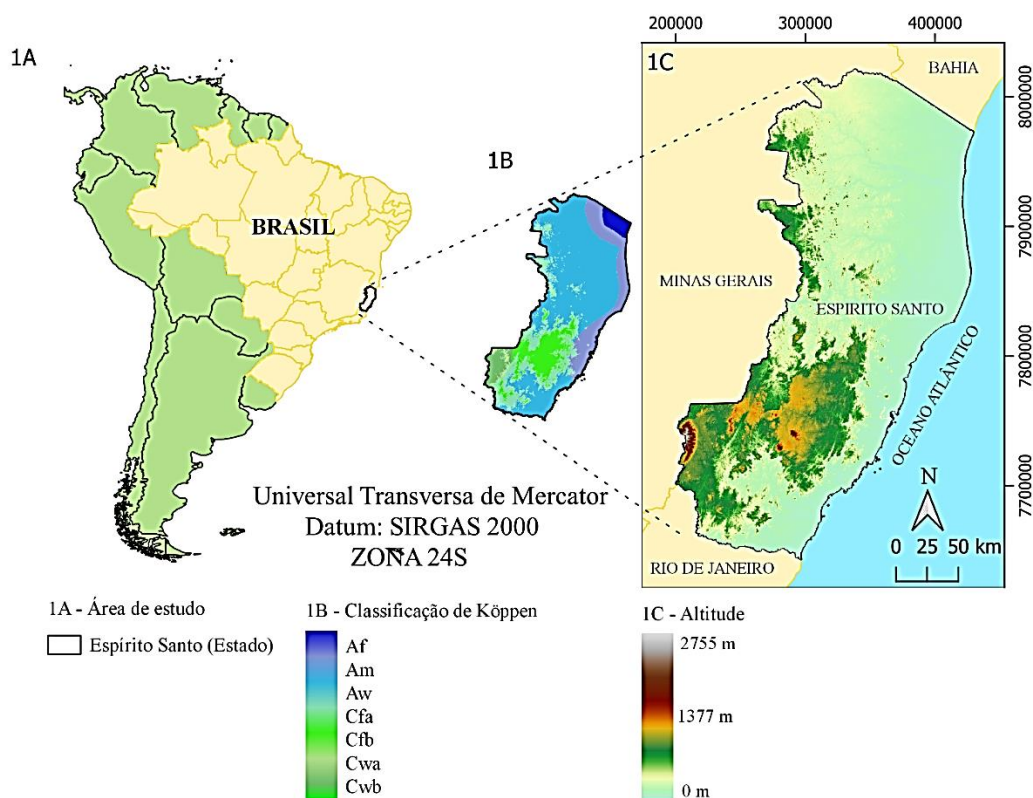
realizadas, como médias de tempo de empenho de bombeiros militares, deslocamento médio de equipes e veículos, além de vegetações mais impactadas e momentos de maior demanda. Em seguida, apresentar proposta de mapa híbrido de incêndios florestais, composto por registros de fontes oficiais tanto de atendimentos registrados pelo CIODES, bem como de queimadas e incêndios florestais identificados pelo INPE, para análise da distribuição destes fenômenos em todo o estado, e consulta por parte de outros órgãos e interessados. Com o levantamento e a divulgação de informações de forma estratégica, pretende-se oferecer aos tomadores de decisão ferramentas capazes de otimizar os serviços realizados, dimensionando recursos antecipadamente, conforme a demanda de atendimentos estimada para o período do ano.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

2.1 Área de estudo

A área de estudo compreende o estado do Espírito Santo, localizado na região Sudeste do Brasil, posicionado entre os paralelos 17°53'29" e 21°18'03" de latitude Sul e os meridianos 39°41'18" e 41°52'45" de longitude Oeste de Greenwich, e área total de 46.052,64 km², América do Sul (Figura 16A). Conforme classificação de Köppen (Figura 16B), predominam na área de estudo as seguintes zonas climáticas: Af, de clima tropical úmido; Am, tropical com monção; Aw, zona tropical, com inverno seco; Cfa, clima oceânico, sem estação seca; Cfb, clima oceânico, sem estação seca, e verão temperado; Cwa, clima temperado úmido, com inverno seco e verão quente, e por fim Cwb, com clima temperado úmido, com inverso seco e verão temperado. Já na Figura 16C, tem-se o modelo digital de elevação, obtido pelo banco de dados do Sistema Integrado de Bases Geoespaciais do estado do Espírito Santo (GEOBASES). Está limitado a leste pelo Oceano Atlântico, ao norte pelo estado da Bahia, a oeste por Minas Gerais, e ao sul, pelo Rio de Janeiro (Figura 16C).

Figura 16. Área de estudo.



Legenda: 1A – Estado do Espírito Santo; 1B – Classificação Climática de Köppen; 1C – Altitude.
Fonte: O autor.

2.2 Banco de dados:

Foram fornecidas pela Gerência do Observatório de Segurança Pública do Estado do Espírito Santo (GEOSP), do CIODES, dados de atendimento a ocorrências de incêndios florestais, realizados pelo Corpo de Bombeiros Militar do Estado do Espírito Santo (CBMES), em formato de planilha de dados. Além disso, foram utilizados arquivos de mapas do banco de dados do GEOBASES, em formato *shapefile* (vetoriais) do território estadual, para confecção dos mapas propostos nas demais etapas do estudo. Foram utilizados ainda registros do Portal do Monitoramento de Queimadas e Incêndios Florestais do INPE, identificados em imagens de satélites de referência. Apesar desses últimos serem particularmente úteis em locais remotos (INPE, 2020), buscou-se observar em tais dados os períodos críticos, assim como nos dados das ocorrências de incêndios florestais do CIODES. Para construção das tabelas para análise de estatísticas descritivas, foram utilizados dados de atendimentos do CBMES registrados entre 2010 e 2019. Por sua vez, para análise de outras peculiaridades como o tempo de empenho médio, deslocamento médio, foram utilizados dados somente de 2015 a 2019, em função da fonte ter realizado os registros apenas a partir daquele ano.

2.3.1 Estatística descritiva dos dados de incêndios florestais atendidos pelo CBMES entre 2010 e 2019

Nesta etapa, utilizando os dados obtidos pelo CIODES, de atendimentos a incêndios florestais realizados pelo CBMES, foram extraídos os dados para confecção da tabela de estatística descritiva, conforme metodologia abaixo:

- Média: corresponde à razão entre o somatório de todos os registros, e o número de elementos do conjunto de dados. (Equação 13)

$$\bar{x} = \sum_{i=1}^n x_i / n \quad (13)$$

Em que: $\bar{x}$ = média; x_i = valores dos dados; n = número de elementos do conjunto de dados.

- Mediana: corresponde ao elemento disposto de forma centralizada em uma série de números, organizados segundo uma ordem. Sendo que, para o conjunto de elementos pares, a mediana corresponde à média dos dois elementos centrais. (Equação 14)

$$Me = X_5 + X_6 / 2 \quad (14)$$

Em que: Me = mediana; X_5 e X_6 = valores centrais do conjunto de dados.

- **Desvio-padrão:** corresponde a uma medida de dispersão em torno da média de uma variável aleatória. (Equação 15)

$$DP = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - M_A)^2}{n}} \quad (15)$$

Em que: DP= desvio-padrão; x_i = valor na posição i no conjunto de dados; M_A : média aritmética dos dados; n: quantidade de dados

- **Mínimo e Máximo:** correspondem aos valores mínimo e máximo apresentados no conjunto de dados.

2.3.2 Análise de peculiaridades das ações de resposta do CBMES

Com base na metodologia empregada pelo CIODES, considerou-se da seguinte forma as variáveis propostas nos objetivos da pesquisa:

- **Tempo de empenho médio:** corresponde ao período médio em horas de serviço que as equipes de bombeiros ficaram empenhadas no atendimento à ocorrência. Obtido por meio da soma de todo o tempo empenhado em atendimentos, dividido pela quantidade de dias do mês. (Equação 16)

$$TE = \frac{\sum_1^n T2 - T0}{d} \quad (16)$$

Em que:

TE= Tempo de empenho; T2= Tempo de retorno ao quartel; T0= Tempo no momento do acionamento; d= dias do mês.

- **Tempo de empenho médio por atendimento:** corresponde ao somatório de todo o tempo empenhado em atendimentos, dividido pela quantidade de atendimentos no mês. (Equação 17)

$$TE = \frac{\sum_1^n T2 - T0}{na} \quad (17)$$

Em que:

TE= Tempo de empenho; T2= Tempo retorno ao quartel; T0= Tempo no momento do acionamento; na= atendimentos no mês.

- **Deslocamento médio:** obtém-se com a diferença entre a quilometragem do momento do acionamento até a quilometragem de retorno à base de bombeiros ou a um acionamento seguinte dividido pelo número de dias do mês correspondente. (Equação 18)

$$D = \frac{\sum_1^n S2 - S1}{d} \quad (18)$$

Em que:

D= Deslocamento; S2= Quilometragem no retorno ao quartel; S1= Quilometragem no momento do acionamento; d= número de dias do mês.

- **Deslocamento médio por atendimento:** obtém-se com a diferença entre a quilometragem do momento do acionamento até a quilometragem de retorno à base de bombeiros ou a um acionamento seguinte dividido pelo número de atendimentos realizados. (Equação 19)

$$D = \frac{\sum_1^n S2 - S1}{na} \quad (19)$$

Em que:

D= Deslocamento; S2= Quilometragem no retorno ao quartel; S1= Quilometragem no momento do acionamento; na= número de atendimentos.

2.3.3 Mapa híbrido de incêndios florestais

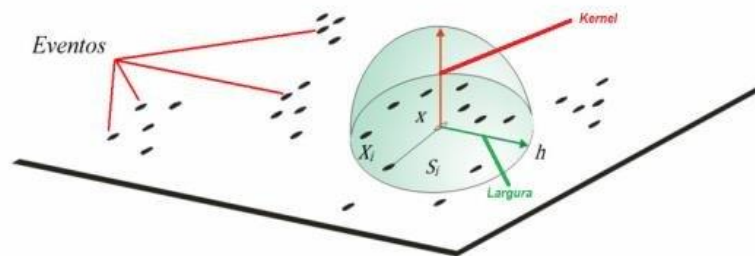
Com os dados do CIODES e do INPE registrados em 2019, foram elaborados mapas para análise da dinâmica do comportamento de tais fenômenos em todo o território estadual. A partir do portal do INPE, foi possível obter os dados de queimadas e incêndios florestais registrados pelo satélite de referência AQUA_M-T (sensor MODIS), diretamente em formato vetorial de pontos (*shapefile*). Assim, por meio do software de geoprocessamento QGIS versão 3.16, foi possível representá-los no mapa do estado, este obtido do portal do sistema GEOBASES do Governo Estadual. Da mesma forma, por meio de suas coordenadas geográficas, os atendimentos realizados pelo CBMES e registrados pelo CIODES foram inseridos no mapa estadual. No intuito de simplificar o processo, considerou-se não ter havido conflito de dados, redundância de registros entre as fontes, cabendo em estudos futuros novas análises, para aperfeiçoamento do modelo proposto. Sendo assim, como num processo de sobreposição, ou adição de registros, obteve-se o modelo híbrido, onde são destaque os incêndios no estado em 2019, respeitadas as peculiaridades das duas fontes de dados. Em seguida, utilizando a ferramenta de interpolação Estimador de Kernel, disponível no software QGIS, conforme equação 1 e Figura 2 a seguir, foi possível estimar áreas de influência dos pontos, áreas de sobreposição e maior concentração de ocorrências. Assim, foram obtidos os mapas, após a utilização da técnica de geoprocessamento, na qual usou-se o cálculo da densidade de Kernel (BEATO; ASSUNÇÃO, 2008; CAMARGO; FUCKS; CÂMARA, 2005; SILVERMAN,

1986) utilizada em diversos estudos pelo mundo (KOUTSIAS; BALATSOS; KALABOKIDIS, 2014; ZHANG et al., 2017). A densidade (concentração) de incêndios florestais atendidos é representada pelas manchas no mapa (SANT'ANA; CARVALHO; JESUS, 2016), bem como o seu raio de influência na região, com a Equação 20.

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{nh} \sum_{n=1}^n K\left(\frac{x - X_i}{h}\right) \quad (20)$$

Onde: K = função de Kernel; h = raio de pesquisa; x = posição central da célula; X_i = posição do ponto i a partir do centroide de cada polígono; e n = número total de incêndios florestais.

Figura 17. Estimador de Kernel (densidade de pontos e raio de ação)

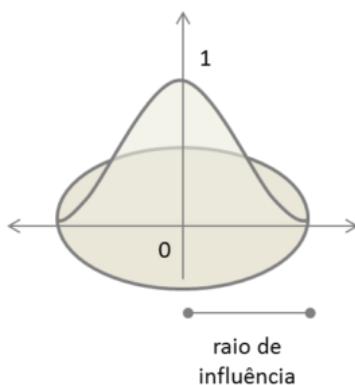


Fonte: Oliveira, Brito e Oliveira (2019).

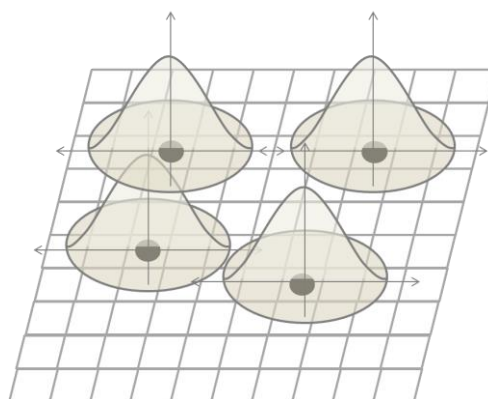
Sendo assim, as manchas nos mapas, que variam da cor azul à vermelha, representam o grau de concentração de pontos, ou seja, de registros de incêndios florestais, e seus raios de influência na região (NEVES; FIEDLER; CANZIAN, 2021).

Figura 18. Função Gaussiana do Estimador de Kernel.

3A



3B



Legenda: 3A. Função Kernel do tipo Gaussiana; 3B. Áreas de influência de pontos.
Fonte: Almeida (2020).

Para representar graficamente o Estimador de Kernel utilizou-se na figura acima a função do tipo gaussiana, conforme Figura 3A e fórmula 8. Caso haja regiões de coloração vermelha, correspondem sobreposição de áreas de influência vizinhas, como se vê na Figura 3B. No presente estudo, utilizou-se a função kernel quártica, disponível no software QGIS, onde K é obtido com a Equação 21:

$$K(x) = \frac{3}{\pi} (1 - h^2)^2$$
(21)

Onde: K = função de Kernel; h = raio de pesquisa;

3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

De início, a Tabela 1 apresenta estatísticas descritivas dos incêndios florestais atendidos pelo CBMES no estado do Espírito Santo, para análise de seu comportamento, entre 2010 e 2019.

Tabela 3 - Estatística de atendimentos a incêndios florestais realizados pelo CBMES

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Média	106,75	146,00	172,83	191,00	228,75	294,08	231,83	142,58	161,75	303,17
Mediana	83,50	107,00	193,50	188,50	196,00	245,50	237,00	93,50	137,50	279,50
Desvio-Padrão	91,92	138,47	106,11	100,50	110,22	219,29	122,22	99,28	107,60	167,95
Mínimo	13	13	39	25	89	52	37	27	29	100
Máximo	264	464	352	341	442	755	397	311	307	707

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados fornecidos pelo CIODES.

Por meio da tabela é possível notar que a média de atendimentos oscilou ao longo dos anos, sendo que, em 2015 e 2019, atingiram seus maiores valores. Nesses dois anos, há relatos de períodos de estiagem bem intensos (INCAPER, 2019), que podem ter contribuído para o destaque de incêndios florestais nesse período. Estudos apontam que os altos índices de 2015 e 2016 foram associados também a anos de fenômenos extremos de mudanças climáticas, como o *El Nino* (SILVA et al., 2018), assim como no ano de 2019.

As medianas obtidas no estudo sofreram alterações e oscilações ao longo dos anos, assim como os demais dados estatísticos, informações consideradas muito relevantes para o monitoramento constante por parte dos órgãos competentes. Dessa forma, características como valores máximos, mínimos e desvio-padrão, poderão ser utilizadas para gestão logística e humana, nas fases de prevenção e preparação para respostas. Notou-se também que a média, mediana, desvio-padrão em 2017 apresentaram queda considerável em seus índices, todavia tornaram a crescer nos anos seguintes. Já os índices de 2019 refletiram um aumento muito acentuado em todas as variáveis apuradas, de incêndios florestais, aproximando-se e até superando índices de 2015, deixando evidente a necessidade por parte dos órgãos competentes de se prepararem adequadamente para períodos semelhantes no futuro, de aumentos muito intensos em um curto período de tempo.

3.1 Análise das ações de respostas a incêndios florestais

Por meio da Tabela 4 é possível observar o tempo de empenho médio apurado para atendimento a ocorrências de incêndios florestais, entre 2015 e 2019.

Tabela 4 - Tempo de empenho médio em ocorrências de combate a incêndios florestais (horas)

	jan	fev	mar	abr	mai	jun	jul	ago	set	out	nov	dez
2015	72:45:47	42:16:39	10:46:56	12:49:36	3:05:58	3:11:59	3:37:36	10:50:27	44:07:57	57:39:01	25:26:13	23:33:03
2016	13:47:22	16:09:51	33:42:48	25:37:12	23:04:20	14:38:13	9:28:45	24:25:53	38:38:59	14:27:50	1:59:36	3:26:32
2017	20:26:13	8:29:22	13:47:53	6:14:02	4:22:43	3:04:18	1:06:26	7:10:15	17:48:21	21:34:34	4:16:32	2:34:59
2018	15:11:30	3:11:33	3:59:48	0:47:20	2:20:31	4:20:26	14:03:49	13:52:11	18:01:51	18:44:02	3:15:35	8:53:35
2019	20:55:37	26:57:32	26:27:44	9:41:08	7:17:20	9:18:12	18:41:16	21:35:51	39:17:26	22:32:51	23:07:09	4:44:52

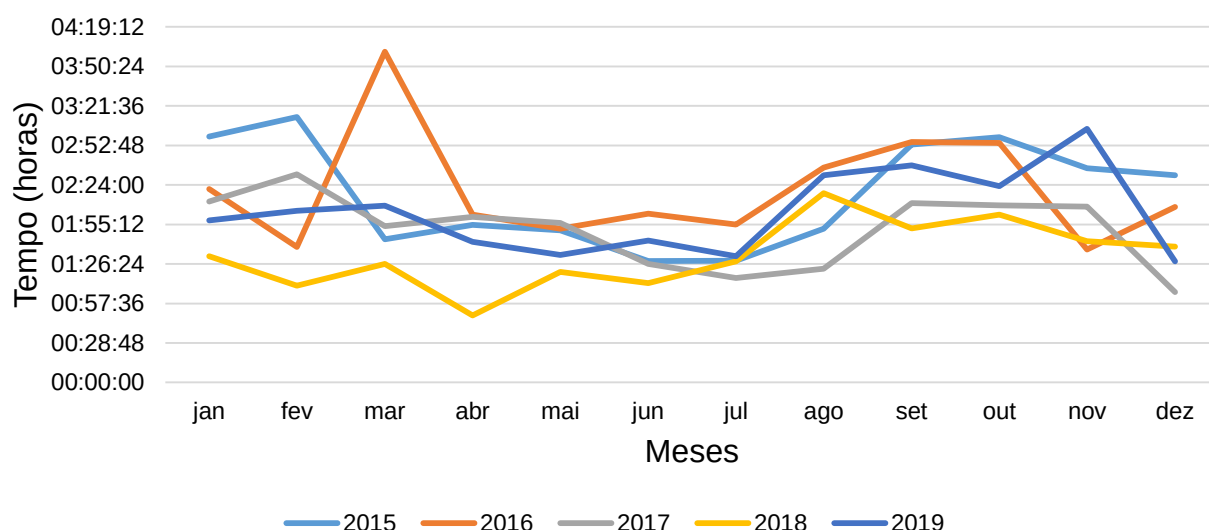
Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados fornecidos pelo CIODES.

Já é possível observar tendências, como os períodos críticos de maior demanda de atendimentos (meses e anos), tendo em vista a relação direta com a variável avaliada. Numa comparação interanual, é possível observar a queda no tempo de empenho entre 2015 e 2018, e novo aumento em 2019, basicamente em função da oscilação no número de atendimentos à época.

Nota-se na Tabela 4 que intervalos temporais entre os meses de janeiro a março, além de agosto a outubro, apresentaram os maiores tempos de empenho médio em ocorrências nos cinco anos analisados, em função basicamente também do elevado número de registros de atendimentos em tais períodos. Comprovou-se estatisticamente na presente pesquisa que esses períodos, que compreendem as estações do verão e inverno, são mais susceptíveis a maior número de ocorrências, influenciando, portanto a um maior número de horas empenhadas no atendimento a essa natureza de emergência.

Na Figura 19, representa-se graficamente a tendência do tempo de empenho médio por atendimento, ao longo do recorte da série histórica abordada, para melhor visualização e interpretação dos dados.

Figura 19. Tempo de empenho médio por atendimento por ano.



Fonte: Elaborado pelo autor com base em dados do CIODES.

Na Figura 19, abordam-se os tempos de empenho médio apurados por atendimento a incêndios florestais, para que os gestores tenham condições de avaliar o desempenho das equipes operacionais, ou seja, o tempo destinado a este tipo de emergência, e compará-los aos tempos de empenho das demais naturezas de atendimento.

Assim, foi possível observar mais uma vez que os períodos críticos corresponderam às estações do ano do verão e inverno (janeiro a março, e agosto a outubro). Em março de 2016, observa-se um valor mais elevado ao longo da série histórica de registros, em função do incêndio florestal de grandes proporções na Reserva Biológica (REBIO) de Sooretama, que durou semanas e exigiu a presença de várias equipes e veículos. O citado incêndio consumiu mais de 2000 hectares de vegetação nativa (ICMBIO, 2016a).

Outras análises podem ser realizadas, como por exemplo, nos meses de janeiro de 2015 e 2019, que, mesmo com número de ocorrências semelhantes, o tempo de empenho por atendimento deste último ano foi bem menor, inferindo-se que os deslocamentos podem ter sido menores devido à proximidade das ocorrências aos quartéis ou que as atuações das equipes de bombeiros foram mais eficazes.

Considerando que os bombeiros militares desempenham suas funções tanto em ambientes urbanos quanto rurais, a gestão do tempo é primordial para a prestação de um serviço público com eficiência e eficácia, sem que comprometa o atendimento às demais urgências de sua competência. Tais informações representam estatisticamente o que tais desastres exigem da Corporação, especialmente em relação ao tempo de dedicação necessário para

solucioná-las. De acordo com o rol de competências legais, os bombeiros militares são responsáveis também pelo socorro a incêndios urbanos em edificações, desencarceramentos de vítimas em acidentes automobilísticos (extricação veicular), acidentes envolvendo produtos perigosos, dentre outras, ou seja, exigindo controle e acompanhamento do tempo de empenho na execução de suas ações.

Em seguida, a Tabela 4 apresenta os deslocamentos médios realizados pelas viaturas do Corpo de Bombeiros para atendimento a ocorrências de incêndios florestais, em todo o Estado.

Tabela 5 - Deslocamento médio em quilômetros (km)

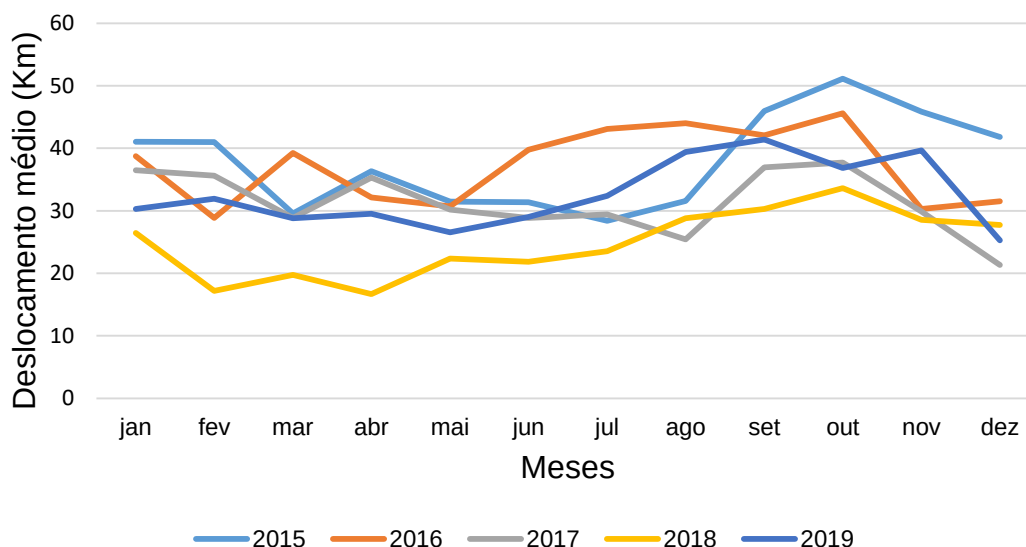
	jan	fev	mar	abr	mai	jun	jul	ago	set	out	nov	dez
2015	1.029,48	536,32	1.806,77	243,63	52,77	67,93	69,55	183,42	701,67	989,32	447,93	409,09
2016	238,35	295,65	329,16	404,73	379,09	283,60	212,67	411,90	556,53	226,61	37,33	50,87
2017	339,03	119,57	209,54	109,46	68,19	61,56	25,61	132	301,56	378,09	59,73	50,16
2018	261,90	46,57	54,80	16,10	38,96	78,70	224,77	173,67	291,63	308,97	56,06	149,29
2019	690,42	412,93	355,16	167,33	125,09	156,56	394,80	338,16	617,2	348,26	364,20	81,58

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados fornecidos pelo CIODES.

Por meio da Tabela 5, foi possível notar a queda, nos deslocamentos médios realizados pelas equipes de serviço na maioria dos meses do ano, apesar de oscilações pontuais. Nota-se até 2018 queda na maioria dos meses, e, em 2019 um aumento, assim como se deram as médias de atendimento registradas. Por mais uma vez, os anos de 2015 e 2019 se destacaram com os maiores índices de deslocamentos médios, especialmente pelo maior número de registros de atendimentos em tais anos.

Na Figura 20, são apresentados os dados de deslocamentos médios por atendimento realizado pelo CBMES, a incêndios florestais.

Figura 20. Deslocamento médio por atendimento em quilômetros (km).



Fonte: Elaborado pelo autor com base em dados do CIODES.

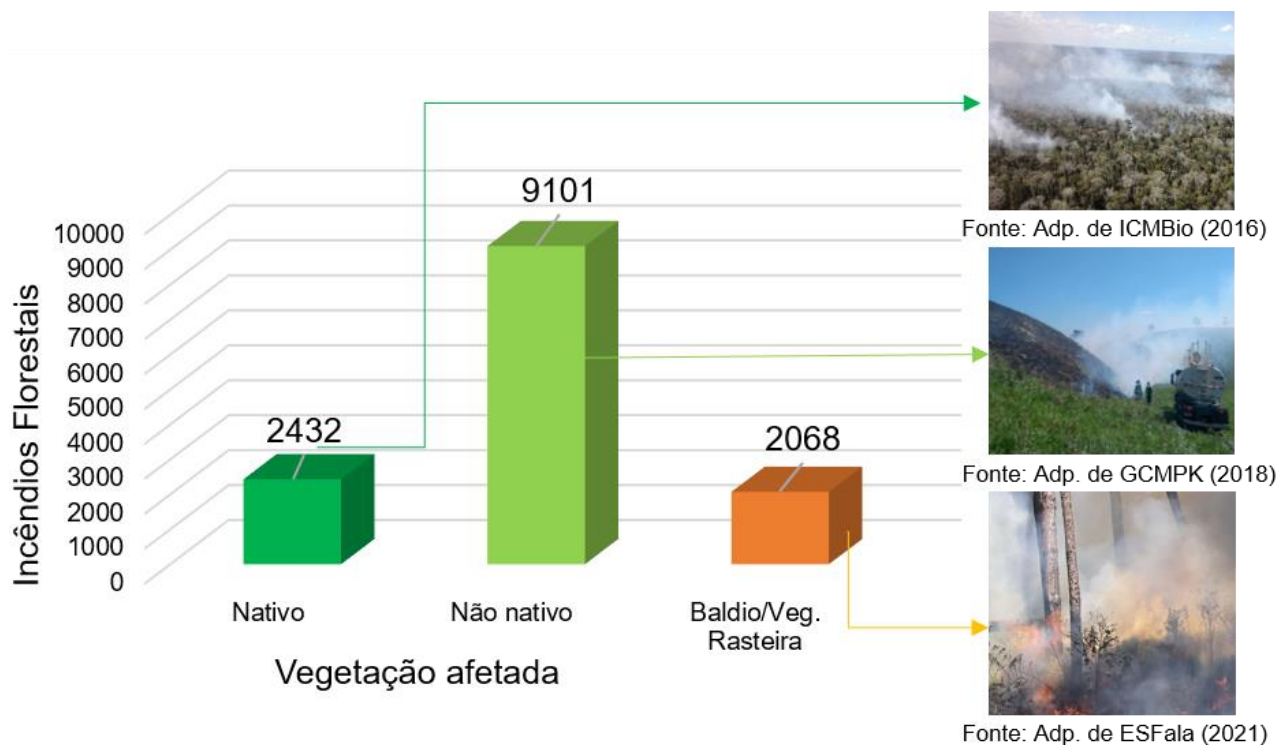
Foi possível constatar a redução no deslocamento das viaturas ao longo dos anos, à exceção em 2019, que, em virtude do aumento considerável do número de atendimentos, as médias de deslocamento também apresentaram aumento em relação ao ano anterior. É possível observar a elevação das médias em relação aos meses de maior criticidade de incêndios florestais no ano, ou seja, nos dois períodos de maior incidência de incêndios florestais anuais: janeiro a março e agosto a outubro.

Reduzindo-se os deslocamentos realizados pelas viaturas, permite-se o atendimento mais rápido às ocorrências, o sucesso prematuro nas operações, bem como diminuição de riscos de exposição nas rodovias e despesas com combustíveis, já que quanto maior o fogo, mais difícil será o seu combate (SOARES; BATISTA; TETTO, 2017).

É válido frisar que uma limitação muito importante neste estudo foi a de depender da qualidade e atenção dos chefes de equipe de bombeiros no momento do preenchimento dos relatórios de ocorrência.

Em seguida, outra estatística de destaque no presente estudo, aborda o tipo de vegetação mais impactada nessas emergências, ou seja, as mais castigadas pelos incêndios florestais (Figura 20).

Figura 21. Vegetações afetadas pelos incêndios florestais atendidos pelo CBMES (2015-2019)

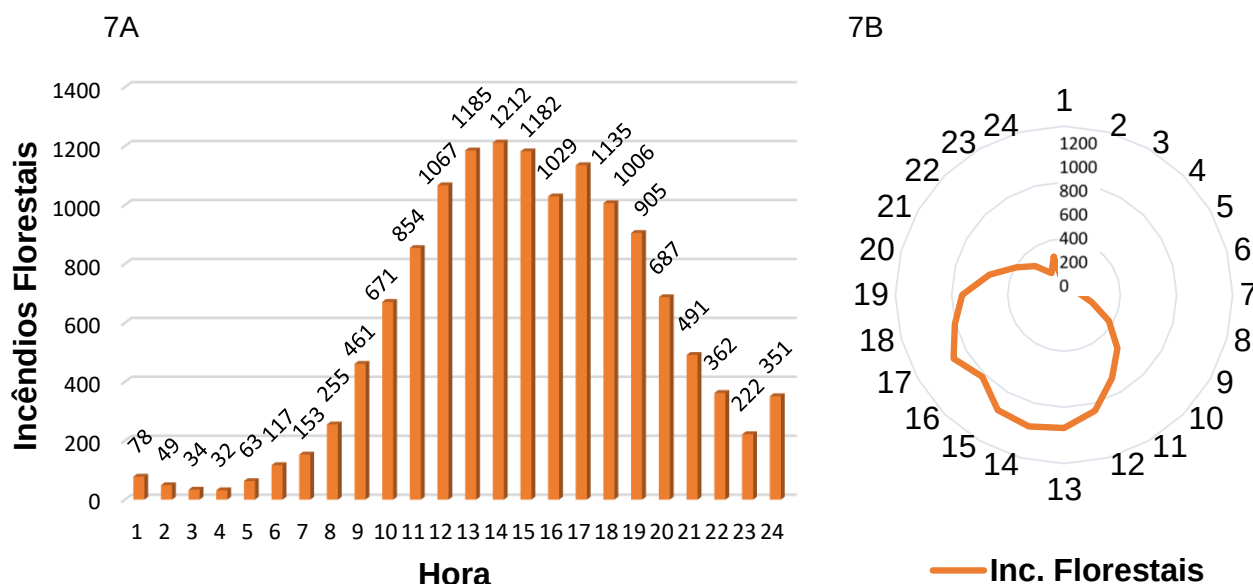


Fonte: Elaborado pelo autor com base em dados do CIODES.

Conforme Figura 21, os atendimentos se deram principalmente em vegetação não nativa, com percentual de 66,91% (9.101), em pastagens de brachiaria, por exemplo. Já em vegetações nativas, os atendimentos chegaram a cerca de 17,88% (2.432), conforme exemplos na Figura 6 acima (ESFALA, 2021; GCMPK, 2018; ICMBIO, 2016b). Essa diferença se deve em tese a influência da ação antrópica, ou seja, pela vegetação não nativa encontrar-se mais próxima a meios urbanos e entorno, onde se dão com maior frequência e densidade os atendimentos. Além disso, o fogo ainda é a forma mais comum de se realizar a limpeza de áreas para novas culturas, preparo para atividades agropastoris, por ser uma alternativa mais barata disponível (RIBEIRO et al., 2008). O terceiro tipo de vegetação, de incêndios em terreno baldio e vegetação rasteira, corresponderam a 15,21% (2.068), também pela proximidade ao meio urbano, com percentual quase que equiparável ao da vegetação nativa.

Na Figura 22, é possível destacar os horários do dia de maior frequência de acionamento para o combate a incêndios florestais no estado.

Figura 22. Período do dia de Incêndios Florestais atendidos pelo CBMES entre 2015 e 2019, em colunas (22A) e em forma circular (22B)



Fonte: Elaborado pelo autor com base em dados do CIODES.

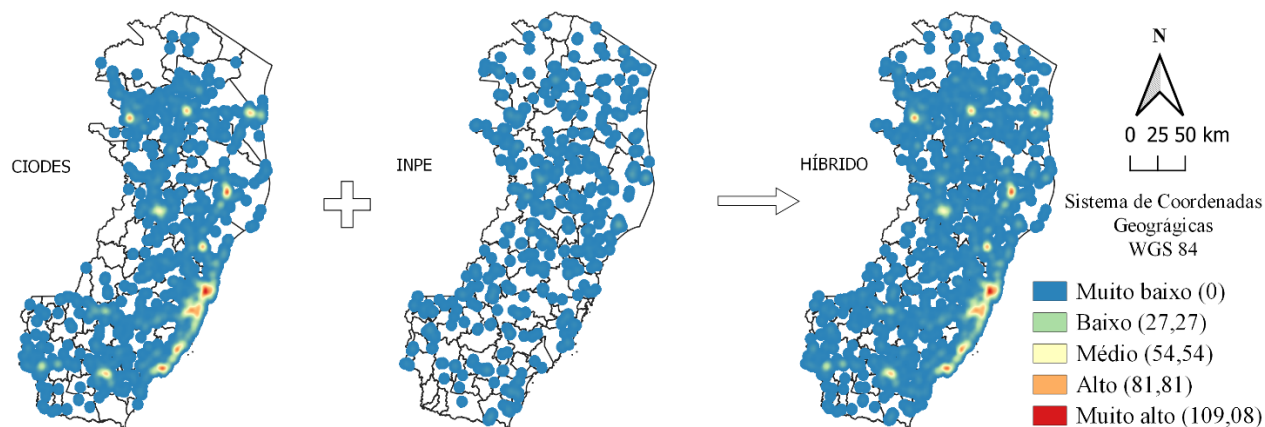
De acordo com a Figura 22, os incêndios se dão em sua maioria entre 12h às 18h, com 57,47%, sendo 14h o horário do dia de maior incidência, observável tanto na Figura 22A, quanto na Figura 22B. Possivelmente, em função das variações diárias de umidade relativa e temperatura, que interferem na umidade dos materiais combustíveis (TETTO et al., 2015). Estudos relatam que entre 12h e 16h, momento em que a radiação solar é mais intensa e direta sobre o planeta, a tendência de maior número de incêndios florestais é maior (TORRES, 2008). Inclusive, os incêndios atingem intensidade máxima justamente entre 14h e 16h, quando a temperatura é máxima e a umidade relativa do ar é mínima (SOARES; BATISTA; TETTO, 2017).

Nos períodos noturnos, devido à maior umidade e baixa temperatura do ar, poucos são os registros de ocorrência. Em estudos de incêndios florestais atendidos pela Empresa Klabin, no estado do Paraná, entre 1965 e 2009, cerca de 72,8% das ocorrências de incêndio foram detectadas entre 11 e 18 horas (TETTO et al., 2015). Assim, cientes dos momentos de maior concentração de incêndios ao longo do dia, presume-se que as equipes de serviço possam ser destacadas nesses períodos críticos, a fim de reduzir o tempo de resposta, redução considerada fundamental para a mitigação dos danos ocasionados pelos incêndios florestais (BAO et al., 2015).

3.2 Mapa híbrido de incêndios florestais

Na Figura 23, desenvolveu-se o mapa híbrido de calor, estabelecendo-se os raios de influência de cada registro de incêndio florestal, tanto em relação a dados do CIODES, de ocorrências atendidas pelo CBMES, quanto também de dados do queimadas e incêndios florestais registrados pelo INPE.

Figura 23. Incêndios atendidos pelo CBMES e focos de calor registrados pelo INPE



Fonte: Elaborado pelo autor com base em dados do CIODES e INPE, do ano de 2019.

De início, foi possível notar a diferença considerável no número de registros entre as duas fontes: os dados do INPE corresponderam a cerca de 17% dos dados do CIODES, no ano de 2019. Por meio da Figura 23, é possível identificar áreas de maior densidade de incêndios, com base nas duas fontes adotadas, e notar peculiaridades, como por exemplo, que os dados do INPE (2020) são voltados principalmente a áreas remotas, em função das limitações de sua metodologia. Já os registros do CIODES são em maior número e há mais registros próximos a áreas urbanas, principalmente à Região Metropolitana.

No que tange à concentração, as regiões mais densas permaneceram semelhantes às observadas no mapa de dados do CIODES. Convém frisar que nesse processo desconsiderou-se a simultaneidade de registros nas duas fontes, e novos estudos para aperfeiçoar o modelo serão realizados futuramente. Sendo assim, agora reunidos num elemento gráfico único, os gestores contarão com mais uma informação para a tomada de decisão estratégica de ações preventivas e de respostas adequadas. Cumpre ressaltar que, no sistema de monitoramento do INPE, os focos de calor registrados nem sempre correspondem a focos de incêndios florestais. Isso porque um foco detectado representa a existência de fogo em um elemento de resolução da imagem (pixel), variando entre 375m x 375m até 5km x 4km, a depender do satélite. Portanto nesse pixel pode haver uma ou

várias queimadas ou incêndios distintos, mas que será representada por apenas um único foco (INPE, 2020). Inúmeros estudos já foram publicados, baseados nos dados do INPE, considerado, como já mencionado anteriormente, fonte confiável de informações para trabalhos acadêmicos.

A partir desse modelo, permite-se desenvolver discussões sobre reforço logístico e humano de quartéis mais demandados, tanto em relação a ocorrências atendidas, quanto a queimadas e incêndios florestais em áreas remotas, que não necessariamente foram atendidas pela Corporação.

4. CONCLUSÕES

- A pesquisa foi capaz de demonstrar a dinâmica dos incêndios florestais no Estado e dos atendimentos realizados pelo CBMES a partir da análise de estatísticas descritivas e detalhes relacionados aos serviços prestados pela Corporação.
- Os tempos de empenho e deslocamentos médios acompanharam a tendência do número de atendimentos a incêndios florestais. Assim, ações de prevenção e preparação para períodos críticos contribuirão para a redução de tais índices, aumentando a disponibilidade das equipes de bombeiros para demais naturezas de emergência.
- Os incêndios atingiram principalmente vegetações não nativas, com 66,91%, enquanto nativas, 17,88%, e vegetações rasteiras em terrenos baldios, com 15,21%, em ocorrências atendidas pelo CBMES. Dessa forma, foi possível identificar as vegetações mais vulneráveis para antecipar ações voltadas à mitigação de prejuízos ocasionados pelos incêndios.
- Os acionamentos para atendimento a ocorrências de incêndios florestais se deram, em sua maioria, durante o período da tarde, com 57,47%, sendo 14h o horário de maior frequência. Com isso, pretende-se otimizar o emprego de equipes nos horários de maior demanda para atuação.
- O modelo híbrido, retratando a demanda de incêndios florestais no estado, representou numa só imagem dados de duas fontes oficiais, servindo de fonte de consulta para estratégias de enfrentamento, pesquisas futuras, dentre outros objetivos.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, R. M. **Análise de densidade de eventos pontuais utilizando o QGIS – Parte 1.** Disponível em: <<https://rodolfoalmeida.net/2020/05/29/analise-de-densidade-de-eventos-pontuais-utilizando-o-qgis-parte-i/>>. Acesso em: 22 nov. 2021.
- ARGAÑARAZ, J. P. et al. Human and biophysical drivers of fires in Semiarid Chaco mountains of Central Argentina. **Science of The Total Environment**, v. 520, p. 1–12, jul. 2015.
- ARPACI, A. et al. Using multi variate data mining techniques for estimating fire susceptibility of Tyrolean forests. **Applied Geography**, v. 53, p. 258–270, set. 2014.
- BAO, S. et al. Optimizing watchtower locations for forest fire monitoring using location models. **Fire Safety Journal**, v. 71, p. 100–109, jan. 2015.
- BEATO, C.; ASSUNÇÃO, R. Sistemas de informação georreferenciados em segurança. In: **Compreendendo e avaliando: projetos de segurança pública**. Belo Horizonte: UFMG, 2008. p. 11–62.
- CAEMMERER, B.; WILSON, A. An exploration of the service orientation discrepancy phenomenon in a public sector context. **The Service Industries Journal**, v. 31, n. 3, p. 355–370, fev. 2011.
- CAMARGO, E. C. G.; FUCKS, S. D.; CÂMARA, G. Análise espacial de superfícies. In: SUZANA DRUCK, MARÍLIA SÁ CARVALHO, GILBERTO CÂMARA, A. M. V. M. (Ed.). **Análise Espacial de Dados Geográficos**. Brasília, DF: Livraria Virtual da EMBRAPA, 2005. p. 37.
- ESFALA. **Agricultor colatinense é preso por atear fogo em p g.** Disponível em: <<https://www.esfala.com.br/wp-content/uploads/2021/09/Queimadas-Estado-Periodo-de-seca-elevou-numero-de-fogo-em-vegetacao-no-estado-do-Rio-de-Janeiro-Reproducao-Portal-Multiplix.jpg>>. Acesso em: 10 fev. 2022.
- GCMPK - GUARDA CIVIL MUNICIPAL DE PRESIDENTE KENNEDY. **Fogo destrói pastagem em Santo Eduardo.** Disponível em: <<https://kennedyemdia.com.br/noticia/4461/fogo-destroi-pastagem-em-santo-eduardo>>. Acesso em: 30 jan. 2022.
- GOBBO, S. D. A. et al. Uso da Terra no Entorno do PARNA-Caparaó: Preocupação com Incêndios Florestais. **Floresta e Ambiente**, v. 23, n. 3, p. 350–361, 24 maio 2016.
- ICMBIO - INSTITUTO CHICO MENDES DE CONSERVAÇÃO DA BIODIVERSIDADE. **Seca e incêndio florestal castigam as reservas no Espírito Santo.** Disponível em: <<https://www.icmbio.gov.br/rebiosooretama/destaques/36-seca-e-incendio-florestal-castigam-as-reservas-no-espírito-santo.html>>. Acesso em: 18 ago. 2021a.
- ICMBIO - INSTITUTO CHICO MENDES DE CONSERVAÇÃO DA BIODIVERSIDADE. **Mata Atlântica no Espírito Santo sofre com incêndios.** Disponível em: <<https://www.icmbio.gov.br/rebiosooretama/destaques/35-incendio-na-rebio-sooretama.html>>. Acesso em: 13 fev. 2022b.
- INCAPER - INSTITUTO DE DEFESA AGROPECUÁRIA E FLORESTAL DO ESPÍRITO

SANTO. **Incêndios florestais e a situação do Espírito Santo**. Disponível em: <<https://idaf.es.gov.br/incendios-florestais-e-a-situacao-do-espírito-santo>>. Acesso em: 7 abr. 2021.

INPE - INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. **Programa Queimadas**. Disponível em: <http://queimadas.dgi.inpe.br/queimadas/portal-static/estatisticas_estados/>. Acesso em: 31 dez. 2020.

KOUTSIAS, N.; BALATSOS, P.; KALABOKIDIS, K. Fire occurrence zones: kernel density estimation of historical wildfire ignitions at the national level, Greece. **Journal of Maps**, v. 10, n. 4, p. 630–639, 2 out. 2014.

LITTELL, J. S. et al. A review of the relationships between drought and forest fire in the United States. **Global Change Biology**, v. 22, n. 7, p. 2353–2369, jul. 2016.

MAVSAR, R.; GONZÁLEZ CABÁN, A.; VARELA, E. The state of development of fire management decision support systems in America and Europe. **Forest Policy and Economics**, v. 29, p. 45–55, abr. 2013.

NEVES, F. P. DAS; FIEDLER, N. C.; CANZIAN, W. P. Análise histórica da frequência de ocorrência de incêndios florestais no município de Linhares, Espírito Santo. **AGROPECUÁRIA CIENTÍFICA NO SEMIÁRIDO**, v. 17, n. 1, p. 43, 19 jul. 2021.

OLIVEIRA, A. M.; BRITO, C. A. O.; OLIVEIRA, L. N. A. Análise da distribuição espacial urbana das unidades de saúde da família e unidade básica de saúde em feira de Santana. **Brazilian Journal of Development**, v. 5, n. 7, p. 8534–8543, 2019.

PEREIRA, A. A. et al. Validação de focos de calor utilizados no monitoramento orbital de queimadas por meio de imagens TM. **CERNE**, v. 18, n. 2, p. 335–343, jun. 2012.

RIBEIRO, L. et al. Zoneamento de riscos de incêndios florestais para a fazenda experimental do Canguiri, Pinhais (PR). **FLORESTA**, v. 38, n. 3, 30 set. 2008.

SANT'ANA, R. M. S.; CARVALHO, S. S. DE; JESUS, A. B. DE. Espacialização das ocorrências da Companhia de Polícia de Proteção Ambiental – COPPA, através do uso de geotecnologias. **Revista Eletrônica: Tempo - Técnica - Território / Eletronic Magazine: Time - Technique - Territory**, v. 5, n. 1, 28 jun. 2016.

SILVA, E. C. G. et al. Análise temporal da ocorrência de incêndios florestais nas Américas e região do Caribe. **Nativa**, v. 6, n. 5, p. 491, 4 set. 2018.

SILVERMAN, B. W. **Density Estimation for Statistics and Data Analysis. Monographs on Statistics and Applied Probability**. Londres: Chapman and Hall, 1986.

SOARES, R. V.; BATISTA, A. C.; TETTO, A. F. **Incêndios florestais: controle, efeitos e uso do fogo**. 2ª revisad ed. Curitiba: Departamento de Ciências Florestais, 2017.

TETTO, A. F. et al. Incêndios florestais atendidos pela Klabin do Paraná no período de 1965 a 2009. **CERNE**, v. 21, n. 3, p. 345–351, set. 2015.

TORRES, F. T. P. **Análise de ocorrências de incêndios em vegetação da área urbana de Juiz de Fora, MG**. [s.l.] Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) - Universidade Federal de Viçosa, 2008.

TORRES, F. T. P. et al. Analysis of efficiency of fire danger indices in forest fire prediction. **Revista Árvore**, v. 41, n. 2, 26 jun. 2017.

ZHANG, Z. et al. Spatial distribution of grassland fires at the regional scale based on the MODIS active fire products. **International Journal of Wildland Fire**, v. 26, n. 3, p. 209, 2017.

CAPÍTULO III - PREDIÇÃO DE INCÊNDIOS FLORESTAIS COM USO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

RESUMO

A frequência de incêndios florestais tem aumentado cada vez mais nos últimos anos e devido à necessidade de estratégias voltadas a ações de prevenção e preparação para resposta, o uso de tecnologias para predição de novas ocorrências com uso de técnicas de inteligência artificial mostra-se interessante para a mitigação de prejuízos e proteção ambiental. Nesse contexto, o presente estudo tem como objetivo realizar a modelagem de redes neurais artificiais para previsão de incêndios florestais em municípios mais impactados do norte e noroeste do estado do Espírito Santo e a análise de importância das variáveis meteorológicas envolvidas. A área de estudo compreendeu os municípios de Linhares, São Mateus, Colatina, Aracruz e Nova Venécia, no sudeste do Brasil, de área total 10.100,80 km². Para isso, foram utilizados como variáveis numéricas dados mensais de ocorrências atendidas pelo Corpo de Bombeiros Militar do Estado do Espírito Santo (CBMES), obtidos do Centro Integrado Operacional e Defesa Social (CIODES), além de dados meteorológicos: precipitação total mensal, temperatura do ar, radiação solar, velocidade do vento e umidade relativa do ar mensais, de estações do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Por meio de RNA's do tipo *Multi Layer Perceptron* (MLP), com algoritmo de aprendizagem *backpropagation*, modeladas a partir do *software Statistical Package for the Social Sciences* (SPSS), da *International Business Machines Corporation* (IBM), foi possível realizar a predição de incêndios florestais, bem como sua validação. Quanto à importância das variáveis, a velocidade do vento apresentou maior peso no desempenho das redes de Linhares e Nova Venécia, enquanto a umidade relativa do ar, para Colatina e Aracruz, e a temperatura, na rede de São Mateus. Além disso, as redes quando submetidas a situações hipotéticas, foram capazes de prever focos para cada uma das condições e locais propostos no estudo. Dessa forma, a predição mostrou-se uma estratégia viável de obtenção de informações para subsidiar planejamentos, e estabelecimento de medidas mitigatórias de impactos ao meio ambiente, pois tornará possível a adoção antecipada de ações preventivas e preparatórias para períodos potencialmente críticos.

Palavras chave: Proteção florestal, Inteligência artificial, *Multi Layer Perceptron*.

1. INTRODUÇÃO

Nota-se ao longo dos anos, paralelo ao avanço da urbanização, o aumento no número de incêndios florestais, principalmente em função do fogo ainda ser o elemento mais utilizado no manejo agropastoril, pelo baixo custo nas culturas agrícolas e limpeza de terrenos (BARLOW et al., 2012; PIROMAL et al., 2008; RIBEIRO et al., 2008). Tais fenômenos ocasionam, de maneira geral, uma série de prejuízos ao meio ambiente, à economia e à sociedade (SILVA et al., 2018), capazes de gerar problemas em diversas escalas (HERAWATI; SANTOSO, 2011). Inclusive, são considerados um dos principais responsáveis pela emissão de gases do efeito estufa (CAÚLA et al., 2015; SWETNAM; ANDERSON, 2008). São agravados por fatores relacionados ao clima, seca, velocidade do vento, dentre outros, atuando diretamente ou não para sua propagação (SANTOS, 2004).

Os incêndios florestais são capazes de provocar a perda de superfície de ecossistemas, flora, fauna, além inclusive a própria mudança do clima, agravando também doenças respiratórias (SILVA DE SOUZA et al., 2012). Podem intensificar-se em função das mudanças climáticas *El Nino*-Oscilação Sul (ENOS) e Oscilação Decadal Pacífico (ODP)(ALMEIDA et al., 2016; CAÚLA et al., 2017; SCHOENNAGEL et al., 2005). Sua fumaça é responsável pelo aumento da poluição atmosférica, provocando a piora na qualidade do ar nas regiões metropolitanas das áreas urbanas (ZERI et al., 2016; ZERI; OLIVEIRA-JÚNIOR; LYRA, 2011).

Nesse contexto, contar com uma série de dados históricos, bem como um índice de previsão de incêndios florestais podem contribuir para a construção de estratégias voltadas à quantificação e distribuição de recursos, visando redução de perdas, prejuízos ambientais e financeiros (PEREIRA et al., 2012; TORRES et al., 2017). Por meio da predição de novos incêndios é possível promover ações de prevenção, evitando-se possíveis catástrofes (VIGANÓ et al., 2017). Vários países têm investido cada vez mais em prevenção, proteção e investigação de incêndios, como exemplo Austrália, Estados Unidos da América, dentre outros (MAINARDES; CERQUEIRA; VASSOLER, 2016). Assim, um incêndio florestal prevenido, não necessita ser combatido e nem é capaz de provocar danos (SOARES; BATISTA; TETTO, 2017).

Dessa forma, por apresentarem menores índices de precipitação anual no estado do Espírito Santo, proximidade a regiões de clima semiárido no nordeste brasileiro, secas prolongadas, escassez hídrica de maneira geral, a predição de incêndios florestais para a

região norte e noroeste do estado mostra-se muito interessante para uma melhor administração de recursos, e mitigação de possíveis prejuízos. Inclusive, conforme Soares, Batista e Tetto (2017), o norte do ES, assim como o sul da BA, destacam-se por apresentarem os meses de janeiro a março como os de maior incidência de incêndios florestais. Portanto, tem-se observado uma série de modelos preditivos propostos em diversos estudos científicos, baseados em variáveis topográficas, meteorológicas, número de incêndios em séries temporais, de regressão linear (RL) e também inteligência artificial como Lógica *Fuzzy*, redes neurais artificiais (RNA), dentre outros.

A inteligência artificial utilizada neste estudo é a do tipo RNA, de estrutura matemática não linear capaz de arbitrariamente representar processos não lineares, relacionando entradas e saídas de um sistema (HAYKIN, 2001; HSU; GUPTA; SOROOSHIAN, 1995). São inspirados no sistema nervoso de seres vivos, que possuem capacidade de adquirir e manterem conhecimento baseado em informações (FREEMAN, SKAPURA, 1991; HAYKIN, 2001; KOVÁCS, 2006). É uma técnica utilizada em diversos estudos como na previsão de queimadas, detecção de fumaça, incêndios dentre outras, para proteção ambiental (ACHARYA et al., 2014; HAUSER; KEATS; TARASOV, 2012; TETTO et al., 2015). Além disso, recursos computacionais atuais facilitam a realização de estudos temporais e espaciais, relacionados à predição e combate a incêndios (PEZZOPANE; NETO; VILELA, 2001). Recentemente, estudo realizado por Souza (2021), utilizando dados de ocorrências de incêndios florestais e variáveis meteorológicas, com o uso de redes neurais recorrentes, apresentou boa acurácia para predição de períodos mais propensos a novos incêndios florestais.

Convém destacar que a possibilidade e frequência de ocorrência de incêndios florestais estão intimamente relacionadas às condições climáticas (SOARES, BATISTA, 2007). Ou seja, paralelo às ações humanas, as variáveis meteorológicas influenciam diretamente as ocorrências, favorecendo-os ou não (CANZIAN, 2019), tendo a temperatura, a umidade relativa do ar, o vento e a precipitação entre as que mais interferem tanto no surgimento quanto na própria propagação das chamas (BERNARDINO; LOURENÇO; GONÇALVES, 2013). Estudos de análises cruzadas de correlação de Pearson (r) comprovaram que as variáveis meteorológicas que mais contribuem para as ocorrências são a umidade, precipitação, a velocidade do vento e radiação solar (VIGANÓ, 2017).

Sendo assim, a predição antecipada de incêndios florestais se destina a planejamento de ações preventivas otimizadas, bem como à preparação adequada para períodos de maior criticidade e maior demanda. As informações obtidas poderão subsidiar planejamentos de

distribuição de recursos humanos, logísticos, entre outras formas, otimizando os recursos disponíveis, em busca da excelência na prestação do serviço público à sociedade.

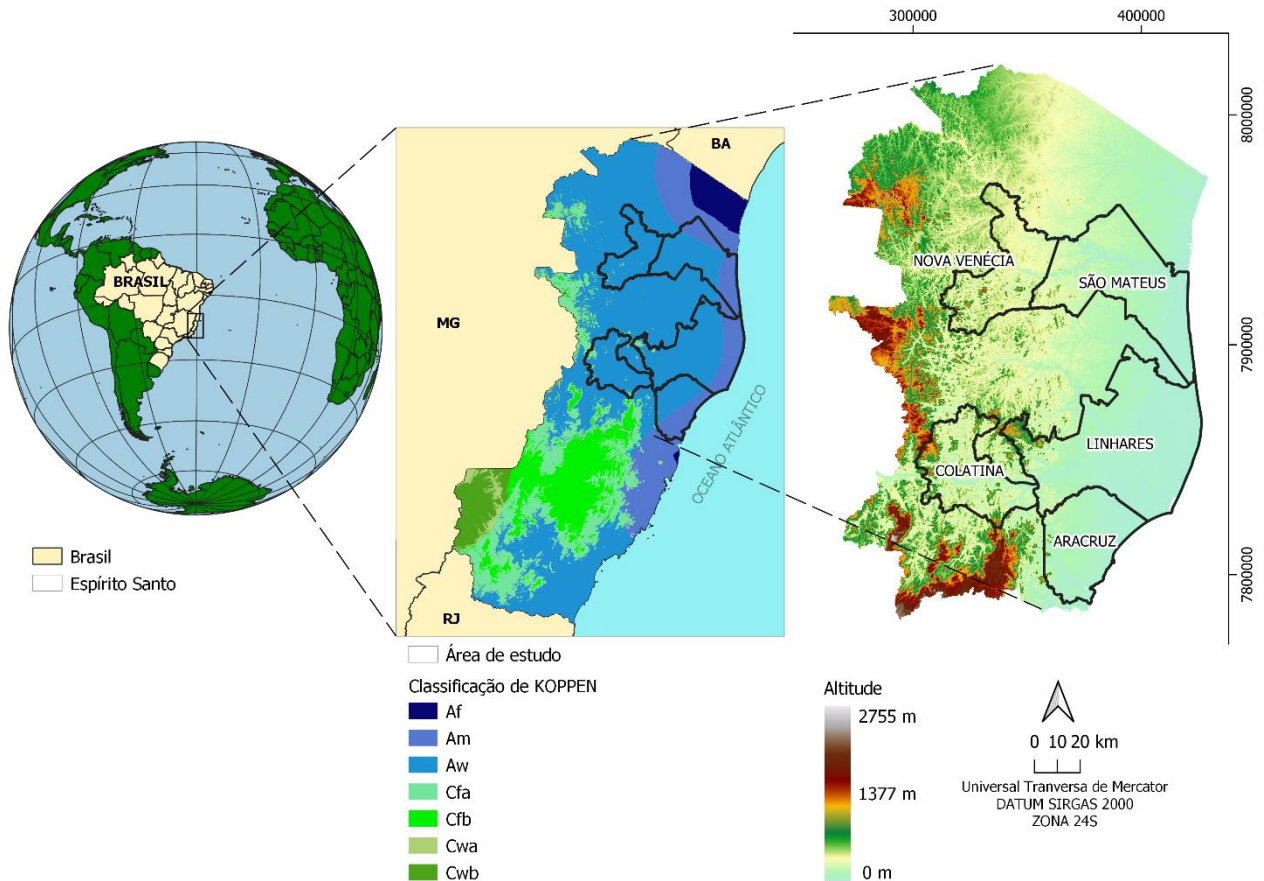
Tendo em vista a relevância de estratégias de ações preventivas e preparatórias para períodos críticos de estiagem, este estudo teve como objetivo a modelagem de redes neurais artificiais (inteligência artificial), utilizando variáveis meteorológicas e dados de incêndios florestais atendidos pelo CBMES a cinco municípios mais afetados por tais desastres situados nas regiões norte e noroeste do estado do Espírito Santo, entre 2017 e 2019.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1 Área de estudo

No intuito de delimitar a área da pesquisa, na Figura 24, encontra-se a área de estudo composta por 05 municípios: Linhares, São Mateus, Colatina, Aracruz e Nova Venécia.

Figura 24. Localização da área de estudo



Fonte: O autor.

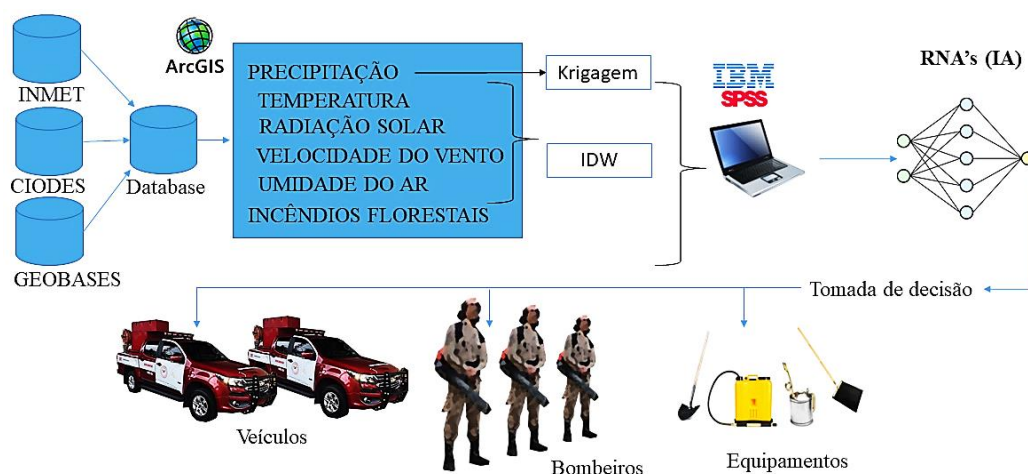
O estudo concentrou-se nos municípios localizados na região norte e noroeste do estado do Espírito Santo (Figura 24). Conforme classificação de Köppen, predominam nessa região do estado as seguintes zonas climáticas: Af, de clima tropical úmido; Am, tropical com monção; Aw, zona tropical, com inverno seco; Cfa, clima oceânico, sem estação seca; Cfb, clima oceânico, sem estação seca, e verão temperado (ALVARES et al., 2013). Está delimitada geograficamente pelos Oceano Atlântico a leste, e a outros municípios do próprio estado do ES. De acordo com IBGE (2010), a área de estudo perfaz aproximadamente 10.100,8 km², ou seja, 21,92% de todo o território estadual.

Nos municípios abordados se encontram cerca de 489.985 habitantes, de acordo com o censo do IBGE (2010). Abriga um grande número de florestas, áreas de proteção, reservas biológicas, de grande relevância estadual e nacional. E, devido à maior frequência de incêndios se concentrar nestes 05 municípios da região norte e noroeste, o estudo limitou-se a tais locais.

2.2 Métodos

A pesquisa se caracteriza como aplicada, pois, com a modelagem de redes neurais artificiais, obteve-se a predição de incêndios florestais na região de estudo. Com a análise mensal dos dados em cenários hipotéticos, foi possível obter informações relevantes para o planejamento de ações que otimizem o emprego de recursos públicos nas ações de resposta. Instituições foram consultadas em busca de documentações que pudessem contribuir para o enriquecimento da pesquisa, como informações de bancos de dados, por exemplo. As informações foram obtidas de registros documentais, principalmente produzidos por órgãos públicos competentes, como os registros de incêndios florestais na região norte, relatórios de combate a incêndios atendidos pelo Corpo de Bombeiros Militar Estadual, bem como de outras agências, como do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Como forma de delineamento da pesquisa, registros de incêndios florestais na área de estudo foram obtidos junto ao Centro Integrado Operacional de Defesa Social (CIODES) da região norte e noroeste, e também dos 5 municípios mais impactados no período analisado, que representam cerca de 74,5% (1.900 ocorrências) dos incêndios florestais registrados na região norte/noroeste do Estado. A seguir, a Figura 2 representa o fluxograma metodológico abordado no estudo.

Figura 25. Fluxograma metodológico de execução da pesquisa



Fonte: O autor.

Basicamente são utilizadas informações de 3 fontes oficiais para composição do banco de dados, ou seja, do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), do Centro Integrado Operacional e Defesa Social (CIODES) e do Sistema Integrado de Bases Geoespaciais do Estado do Espírito Santo (GEOBASES), conforme Figura 25. Em seguida, as informações foram processadas com o uso do Software ArcGIS 10.8, para obtenção dos valores das variáveis meteorológicas nos centroides dos polígonos, de forma a representar pontos dos respectivos municípios. Tais informações foram obtidas após processo de interpolação dos dados meteorológicos, pelo Método IDW (para as variáveis temperatura do ar, umidade relativa do ar, velocidade do vento e radiação solar) e Krigagem Ordinária (precipitação), por se tratarem de metodologias frequentemente utilizadas na interpolação de variáveis meteorológicas (PERIN et al., 2015). Logo depois, utilizou-se o software *Statistical Package for the Social Sciences* (SPSS), da *International Business Machines Corporation* (IBM), para construção das RNA's, e posterior predição de novos focos (quantidade numérica) de incêndios florestais.

2.3 Variáveis utilizadas na predição de incêndios florestais

Para o desenvolvimento deste estudo foram utilizadas as seguintes variáveis quantitativas (numéricas) descritas na Tabela 6 abaixo:

Tabela 6 - Variáveis quantitativas (numéricas)

	Variável	Unidade
1	Número de ocorrências	N
2	Temperatura do ar	°C
3	Umidade relativa do ar	%
4	Velocidade do vento	m/s
5	Radiação solar	KJ/m ³
6	Precipitação	mm

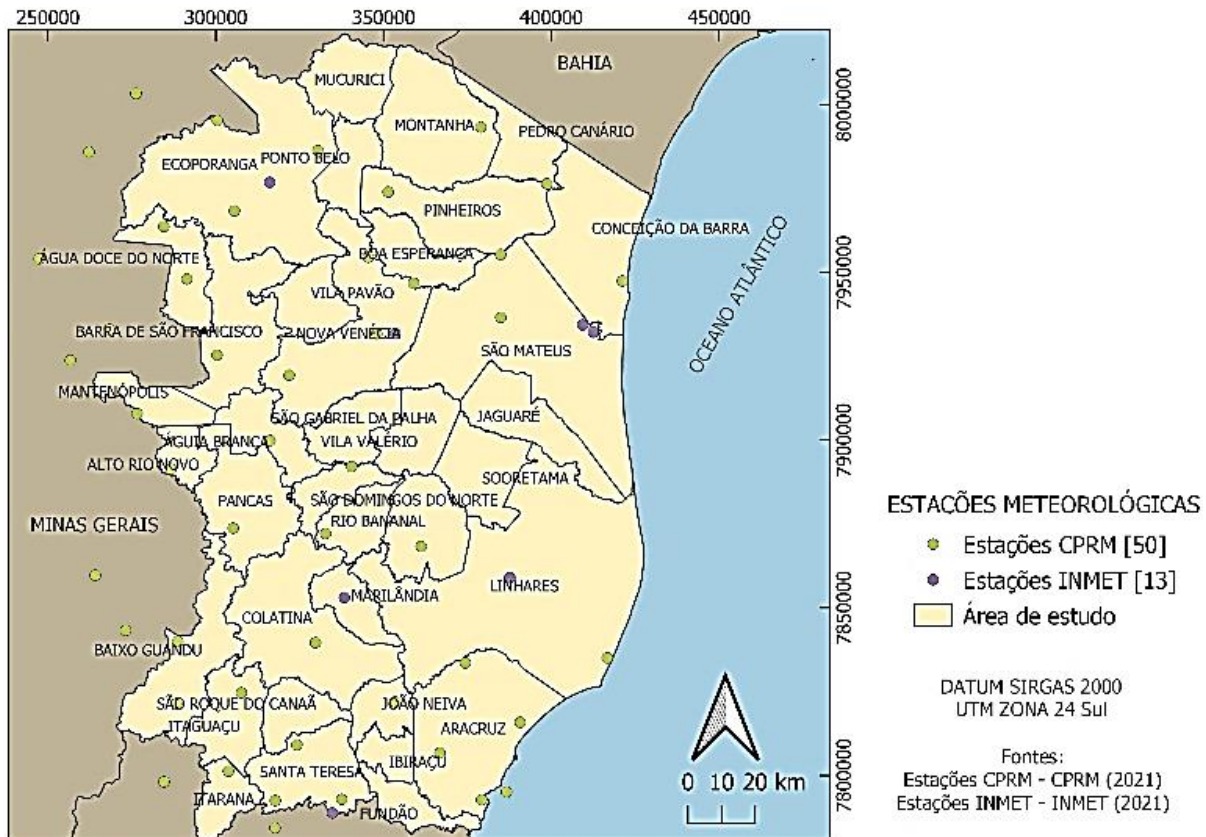
Fonte: Elaborado pelo autor.

Como variável de saída (prevista) da rede foram utilizados dados históricos de ocorrências de atendimento a incêndios florestais pelo Corpo de Bombeiros Militar Estadual registrados no Centro Integrado Operacional e Defesa Social (CIODES), de 2017 a 2019.

Os dados meteorológicos correspondentes ao mesmo período foram obtidos do banco de dados do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), e do Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). A área de estudo conta com dados meteorológicos de 63 postos de medição, dos quais 13 (treze) deles pertencentes ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), que medem umidade do ar, radiação solar, velocidade média do vento e temperatura do ar; e outros 50 (cinquenta), da Agência Nacional de Águas (ANA), que aferem a precipitação, por meio

das estações hidrometeorológicas, pertencentes ao Serviço Geológico do Brasil, da Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais (CPRM), conforme Figura 26. Foram adotados também dentre eles postos pluviométricos localizados fora do estado, próximos às divisas. Isso para atenuar o efeito de borda no momento das interpolações.

Figura 26. Estações meteorológicas utilizadas na pesquisa.



Fonte: O autor.

Com os dados das estações selecionadas, foram calculadas para a realização do estudo as médias mensais para cada variável, e contabilizado o total mensal para a precipitação.

2.4 Estatística descritiva dos dados

Nesta etapa, utilizando os dados das estações meteorológicas adotadas neste estudo, utilizaram-se as seguintes equações para construção das tabelas de estatísticas descritivas, conforme metodologia a seguir:

- Média: corresponde à razão entre o somatório de todos os registros, e o número de elementos do conjunto de dados. (Equação 22)

$$\bar{x} = \sum_{i=1}^n x_i / n \quad (22)$$

Em que: $\bar{x}$ = média; x_i = valor dos dados; n = número de elementos do conjunto de dados

- Mediana: corresponde ao elemento disposto de forma centralizada em uma série de números, organizados segundo uma ordem. Sendo que, para conjunto de elementos pares, a mediana corresponde à média dos dois elementos centrais. (Equação 23)

$$Me = \frac{X_5 + X_6}{2} \quad (23)$$

Em que: Me = mediana; X_5 e X_6 = valores centrais do conjunto de dados.

- Desvio-padrão: corresponde a uma medida de dispersão em torno da média de uma variável aleatória. (Equação 24)

$$DP = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - M_A)^2}{n}} \quad (24)$$

Em que: DP= desvio-padrão; x_i = valor na posição i no conjunto de dados; M_A : média aritmética dos dados; n: quantidade de dados

- Mínimo e máximo: correspondes aos valores mínimo e máximo apresentados no conjunto de dados.

2.5 Etapa de interpolação de dados

Para espacialização dos dados meteorológicos e obtenção de variáveis nos centroides dos municípios, foram realizadas interpolações das informações pelo Método da Krigagem Ordinária, utilizando o modelo semivariograma esférico como técnica geoestatística para os dados pluviométricos, em função do maior número de dados, ou seja, de 50 estações. Em seguida, utilizou-se o Método *Inverse Distance Weighting* - IDW (Ponderação pelo inverso da distância ao quadrado), para as demais variáveis climatológicas, utilizando para ambos os casos o software ArcGIS versão 10.8. A partir das imagens raster, e levando-se em conta a localização dos pontos no interior dos municípios da área de estudo, utilizou-se agora a ferramenta *Extract Multi Values*, também do ArcGIS 10.8, para extração dos dados mensais necessários.

2.6 Modelagem das redes neurais artificiais (RNA's)

Em relação à arquitetura da rede neural artificial, foram desenvolvidas etapas de modelagem da rede propondo-se as variáveis de entrada e uma camada intermediária, a princípio. Isso porque estudos apontam que uma rede neural artificial com apenas uma camada intermediária é capaz de representar qualquer função ou problema de

classificação (HORNIK, 1991). De posse dos dados de entrada, posteriormente, foram separados em conjuntos de treinamento e de teste, correspondendo a 70% e 30%, para treinamento e generalização, respectivamente, sofrendo ajustes automáticos em seguida pelo software, a fim de obter maior aproveitamento dos dados.

2.7 Treinamento das redes neurais artificiais

A fase de treinamento das redes neurais artificiais corresponde ao processo de ajuste de seus pesos por meio de um algoritmo de aprendizagem. Para isso, obtêm-se as características dos dados com uma parcela dos dados de forma aleatória, com o propósito de se criar uma rede que desempenhe a tarefa estabelecida. Assim, os dados foram separados em categorias de treinamento e de teste, de forma automática pelo software utilizado no estudo. Enquanto os valores de testes são destinados a verificar a *performance* em condições reais, os demais são utilizados no treinamento para a construção da rede.

O critério de parada do algoritmo *backpropagation* foi o número máximo de ciclos. O treinamento da rede foi interrompido quando apresentou uma boa capacidade de generalização ou quando a taxa de erro foi suficientemente pequena, ou seja, admissíveis. O treinamento se deu no modo lote de aprendizagem, por configuração do software IBM SPSS. Nessa condição, o treinamento utiliza informações de todos os registros no conjunto de dados. Dessa forma, minimiza diretamente o total de erros durante o processamento, sendo mais útil em conjunto de dados menores (SPSS, 2016).

Em seguida, para verificar a capacidade de generalização da rede sob condições reais, utilizou-se o conjunto de dados para teste da rede neural. Durante os processos, foram utilizadas as funções de ativação do tipo tangente hiperbólica nos neurônios ocultos (camada intermediária). Já para a camada de saída utilizou-se a função do tipo identidade, além da função de erro a média da soma dos quadrados dos erros.

2.8 Análise de desempenho das redes

Para avaliação das redes, existem coeficientes que quantificam o grau de semelhança entre os dados previstos e os observados (FONSECA; MARTINS; TOLEDO, 2012; HAIR JUNIOR et al., 2005). Desde o início das operações, ao se analisar os relatórios de sumarização de todas as redes construídas, já se buscou o melhor desempenho possível ao selecionar dentre as redes obtidas, das 30 simulações, aquelas que apresentaram menores erros relativos, na fase de testes.

Utilizou-se também o Coeficiente de determinação do grau de ajuste (R^2), obtido por meio da equação abaixo. Para Cunha et al., (2013) e Hair Junior et al (2005), os resultados serão bons ou ótimos quando os valores de R^2 se aproximam de 1, e ruins, com valores próximos a 0 (Equação 25).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Pi - \bar{O})^2}{\sum_{i=1}^n (Oi - \bar{O})^2} \quad (25)$$

Em que:

R^2 = coeficiente de determinação do grau de ajuste; n = total de amostras; O_i = valor observado na posição i ; P_i = valor previsto na posição i ; $\bar{O}$ = média dos valores observados.

Outra métrica utilizada para a avaliação do desempenho das redes foi a chamada Raiz do erro quadrado médio (RMSE), que analisa a rede em relação à diferença quadrática média entre valores observados e valores preditos. Para Mehtätalo, Maltamo e kangas (2006), quanto menor for o valor do RMSE, melhor será a precisão da estimativa realizada. (Equação 26)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{N}} \quad (26)$$

Em que:

RMSE= Raiz do erro quadrado médio; n = total de amostras; O_i = valor observado na posição i ; P_i = valor previsto na posição i .

Foi utilizado também o Erro percentual absoluto médio (MAPE), usado na avaliação da acurácia em métodos de predição estatística, quanto mais próximo de zero, ou seja, quanto menor o valor, melhor será a rede. (Equação 27)

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{(O_i - P_i)}{O_i} \right|}{N} \times 100 \quad (27)$$

Em que:

MAPE= Erro percentual absoluto médio; n = total de amostras; O_i = valor observado na posição i ; P_i = valor previsto na posição i .

Realizou-se ainda a análise de dispersão dos resíduos por meio de gráficos, a fim de confirmar a não linearidade dos dados. Foi avaliada também a importância de cada variável

preditora na construção das RNA's de cada município estudado, por meio de tabelas e gráficos, frutos dos processamentos realizados no software IBM SPSS.

São também obtidos gráficos de ajuste linear entre valores observados e previstos das RNAs, representando suas equações lineares e valores de grau de ajuste (R^2), para constatação de linearidade.

2.9 Estrutura das redes

A estrutura básica de entrada utilizada pelas redes neurais é apresentada a seguir, sendo que as demais formatações serão abordadas em etapas posteriores:

Tabela 7 - Estrutura básica dos dados de entrada e saídas da RNA

Descrição	Variáveis Preditivas (Entrada)	Variáveis Previstas (Saída)
Predição de incêndios florestais	• Precipitação total mensal • Temperatura do ar média • Radiação Solar média • Velocidade do vento médio • Umidade relativa do ar média	• Incêndios florestais (CBMES)

Fonte: O autor.

Conforme Tabela 7, as variáveis de entrada preditivas foram as meteorológicas, enquanto os incêndios florestais atendidos pelo CBMES foram considerados como variáveis previstas, ou de saída. Dessa forma, a modelagem de redes para cada um dos municípios foi abordado no estudo.

Estabeleceu-se que o tipo de rede utilizada seria a do tipo *Multi Layer Perceptron* (MLP), pela sua estrutura versátil e maior emprego, capazes de resolver problemas desde casos mais simples aos mais complexos (GONÇALVES, 2017). De maneira geral, a melhor arquitetura é selecionada automaticamente pelo próprio software, de forma a estruturar a rede da melhor forma possível (CARNEIRO JÚNIOR, 2020). Nesta etapa da pesquisa, as variáveis de entrada na rede foram analisadas previamente pelo método de reescalonamento, chamada também padronizada, ou seja, as variáveis são subtraídas da média e divididas pelo seu desvio padrão (IBM - INTERNATIONAL BUSINESS MACHINES CORPORATION, 2016). Considerou-se também que as redes deste estudo são do tipo supervisionadas, em função da utilização da variável preditiva incêndios florestais como saída. Durante os ciclos, os erros foram apurados internamente e apresentados em seguida, devendo o pesquisador reduzi-los ao máximo a cada ciclo de testes.

3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Com base nos dados de atendimento a incêndios florestais realizados pelo CBMES, registrados pelo CIODES, na região norte/noroeste do ES, ou seja, entre 36 unidades municipais, destacaram-se os 05 abaixo, conforme Tabela 8, entre os anos 2017 e 2019.

Tabela 8 - Municípios do norte do ES mais impactados por incêndios florestais entre 2017 e 2019

	Municípios	Incêndios Florestais registrados	Percentual (%)
01	Linhares	548	21,48
02	São Mateus	378	14,82
03	Colatina	370	14,50
04	Aracruz	307	12,03
05	Nova Venécia	297	11,64
	Outros*	651	25,52
	Total	2551	100,00

*Outros 73 municípios do estado do Espírito Santo.

Fonte: O autor.

Portanto, os municípios de Linhares, São Mateus, Colatina, Aracruz e Nova Venécia concentraram cerca de 74,5% dos incêndios atendidos da região, representando parcela considerável da demanda de serviços realizados.

3.1 Análise preditiva nos 05 municípios mais impactados no norte/noroeste do estado do Espírito Santo

De início, são apresentadas estatísticas descritivas das variáveis meteorológicas, entre 2017 e 2019, conforme Tabelas 9 a 13:

Tabela 9 - Variáveis meteorológicas - Linhares

Dados observados	Média	Mediana	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo
Precipitação (mm)	826,4823	747,4625	572,7579	101,3680	2225,5400
Temperatura (°C)	24,4548	24,5319	2,1394	20,2402	28,0070
Radiação Solar (KJ/m²)	1289,0454	1204,7600	297,8241	939,9240	2362,6700
Veloc. do vento (m/s)	2,9754	2,9435	0,4054	2,4040	4,6973
Umidade Relativa (%)	74,9971	75,9277	4,8087	52,8821	79,9490

Fonte: O autor.

Tabela 10 - Variáveis meteorológicas - São Mateus

Dados observados	Média	Mediana	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo
Precipitação (mm)	716,8502	591,9950	587,4786	68,4238	2034,3300
Temperatura (°C)	21,5779	21,9923	2,1106	17,2268	25,2567
Radiação Solar (KJ/m²)	1257,0956	1194,6550	243,8904	830,9050	1864,1400
Veloc. do vento (m/s)	1,7704	1,8034	0,2408	1,3558	2,4947
Umidade Relativa (%)	80,7784	82,1108	5,0764	57,7317	87,7685

Fonte: O autor.

Tabela 11 - Variáveis meteorológicas - Colatina

Dados observados	Média	Mediana	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo
Precipitação (mm)	633,9385	446,2525	577,2821	32,1406	2055,7200
Temperatura (°C)	23,8254	24,2668	2,2915	19,0609	27,5603
Radiação Solar (KJ/m²)	1267,6775	1242,4350	216,9273	952,1370	1777,9000
Veloc. do vento (m/s)	1,5081	1,4967	0,2121	1,1103	1,9219
Umidade Relativa (%)	77,8546	78,0080	3,8733	70,5275	85,6668

Fonte: O autor.

Tabela 12 - Variáveis meteorológicas - Aracruz

Dados observados	Média	Mediana	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo
Precipitação (mm)	919,6248	798,0000	635,1564	113,4020	2503,5300
Temperatura (°C)	22,6994	23,0559	2,1018	18,4559	26,3055
Radiação Solar (KJ/m²)	1281,2329	1215,8700	241,8651	969,6840	1882,8700
Veloc. do vento (m/s)	2,0735	2,0942	0,2557	1,6493	2,7770
Umidade Relativa (%)	78,7805	79,3395	3,4734	68,8750	84,7130

Fonte: O autor.

Tabela 13 - Variáveis meteorológicas - Nova Venécia

Dados observados	Média	Mediana	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo
Precipitação (mm)	704,8231	501,8450	644,0824	71,6250	2437,6500
Temperatura (°C)	23,1354	23,5328	2,0689	18,9603	26,6605
Radiação Solar (KJ/m²)	1378,5819	1294,7250	279,8605	1054,7700	2088,2600
Veloc. do vento (m/s)	2,0782	2,0664	0,3427	1,4638	3,0979
Umidade Relativa (%)	75,5633	76,2522	4,7435	61,4325	82,0589

Fonte: O autor.

É válido frisar inicialmente que dessas variáveis adotadas no estudo, nenhuma delas atua de forma isolada no ambiente, conseqüentemente nos incêndios florestais. Abordando individualmente cada uma delas, as chuvas, primeira variável entre elas, são muito importantes no processo da combustão, pois mantêm os materiais combustíveis vegetais úmidos, dificultando o início, bem como a propagação dos incêndios florestais (SOARES; BATISTA; TETTO, 2017).

Já em relação à temperatura do ar, à medida que se eleva, a umidade da vegetação combustível normalmente tende a decrescer, contribuindo para o surgimento de novas ocorrências de incêndios (LORENZON et al., 2018). Convém destacar também que a temperatura afeta a capacidade do ar atmosférico aprisionar vapor d'água (SOARES; BATISTA; TETTO, 2017), influenciando no surgimento de novos incêndios florestais.

Quanto à radiação solar, entende-se que a disposição de radiação solar influencia a maior ou menor quantidade de energia disponível para a secagem do material combustível no ambiente, influenciando, portanto o número de incêndios florestais (LORENZON et al., 2018). Mas que também pode ser afetada pela presença de nuvens durante o período do dia.

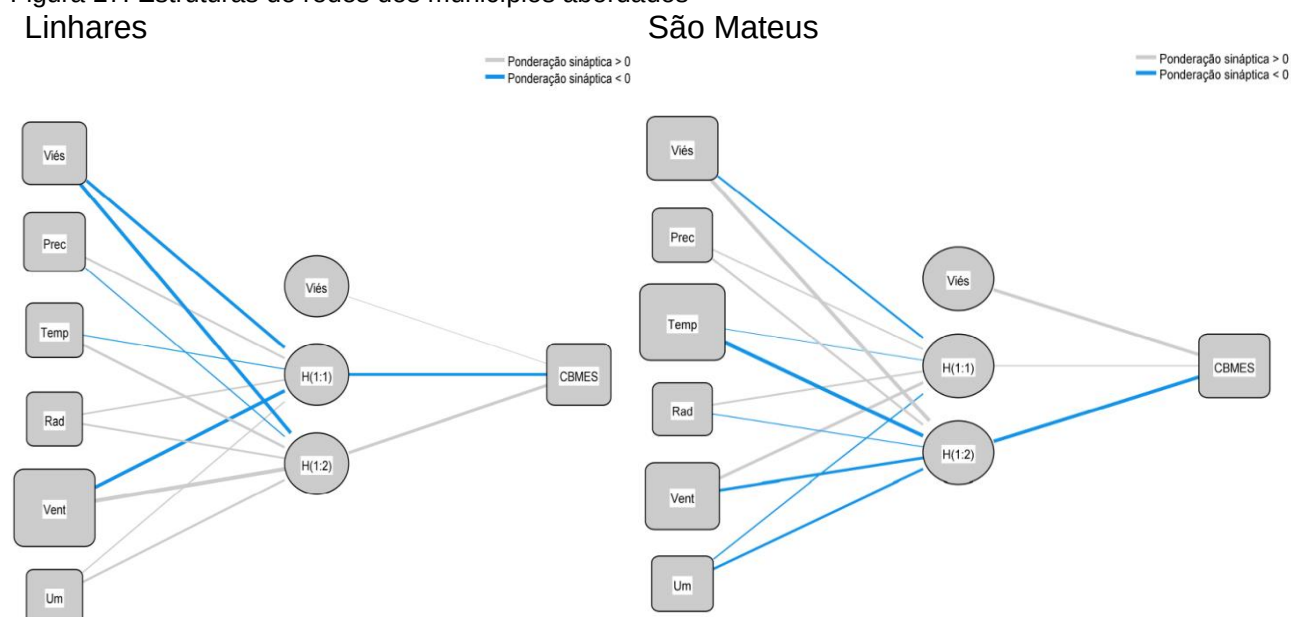
Em relação à velocidade do vento, podem comprometer os incêndios florestais de forma direta ou não em sua propagação, ao oferecer oxigênio às chamas, favorecer o aparecimento de novos focos, dentre outros. Contribuem inclusive para a evapotranspiração no interior das florestas, reduzindo a umidade em seu interior, ou seja, favorecendo a secagem da cobertura vegetal. Além disso são capazes de propagar os incêndios florestais devido às correntes (LORENZON et al., 2018).

Por fim, quanto à umidade relativa do ar, influenciam no favorecimento da ocorrência de incêndios, quanto menor for o índice registrado na região. Quanto menor a quantidade de água disponível no ar, mais os vegetais tendem a perder água para o ambiente, tornando-se mais secos e susceptíveis a incêndios florestais. Além disso, a umidade do ar influencia na forma e eficiência do controle do incêndio florestal (LORENZON et al., 2018). Por fim, considera-se que a umidade do ar abaixo de 30%, tornam-se muito difíceis as ações de combate a incêndios florestais (SOARES; BATISTA, 2007).

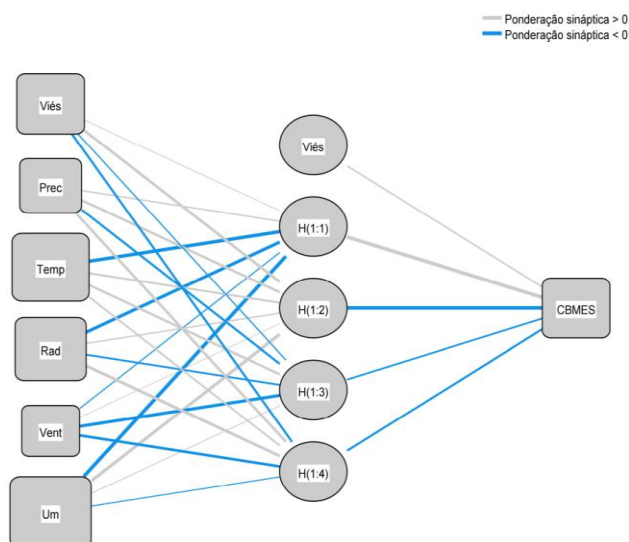
3.2 Estruturas de redes neurais

As redes que apresentaram menor erro apurado após 30 simulações para cada um dos municípios abordados no presente estudo, possuem suas estruturas conforme Figura 27.

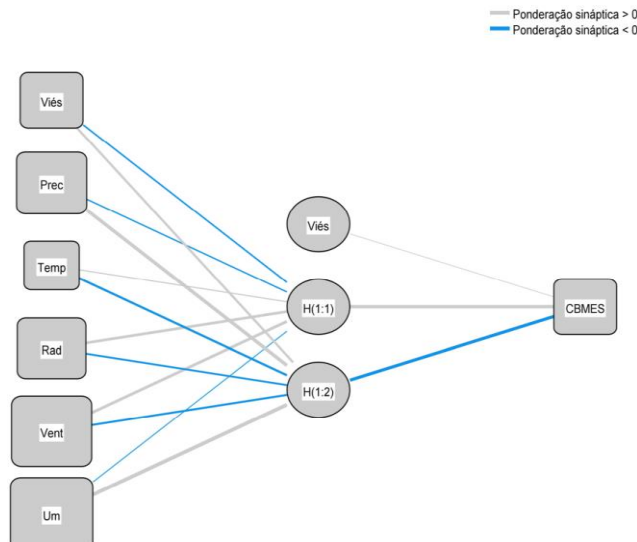
Figura 27. Estruturas de redes dos municípios abordados



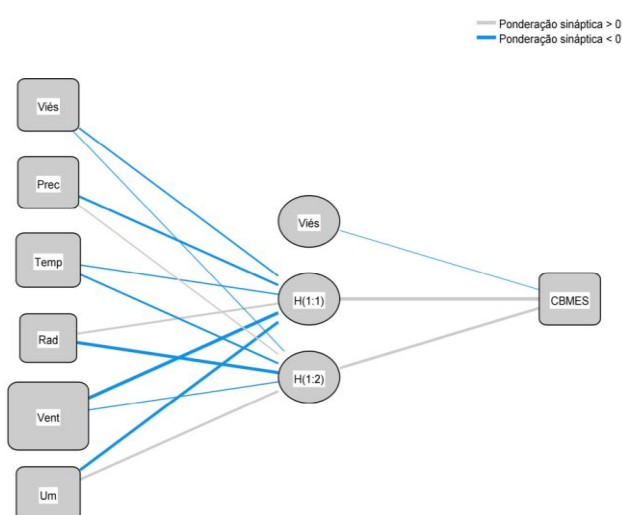
Colatina



Aracruz



Nova Venécia



Legenda: Prec: Precipitação; Temp.: Temperatura do ar; Rad.: Radiação solar; Vent: Velocidade do vento; Um: Umidade do ar; H: neurônios camada oculta; CBMES: Incêndios florestais.

Fonte: O autor.

Nos diagramas de RNA's da Figura 27, observa-se a estrutura de rede para cada um dos municípios abordados no estudo, destacando à esquerda as variáveis de entrada preditoras, ao centro a camada oculta (intermediária) e à direita à camada de saída (conforme legenda). Entre si, são associadas por linhas que, de acordo com a relevância e valor (peso), variam de tonalidade de cor e espessura. Ponderações acima de zero, recebem a coloração cinza, enquanto aquelas abaixo de zero, encontram-se na cor azul.

Na Tabela 14, são apresentadas as redes neurais obtidas no presente estudo, após emprego do software SPSS, da IBM.

Tabela 14 - Estruturas de redes neurais elaboradas

Rede	Município	Estrutura	Variáveis Entrada	Variável Saída	Treinamento	Validação
1	Linhares	5 - 2 - 1	P; T; V; R; U	I	27	9
2	São Mateus	5 - 2 - 1	P; T; V; R; U	I	26	10
3	Colatina	5 - 4 - 1	P; T; V; R; U	I	25	11
4	Aracruz	5 - 2 - 1	P; T; V; R; U	I	26	10
5	Nova Venécia	5 - 2 - 1	P; T; V; R; U	I	30	6

Legenda: P: Precipitação; T: Temperatura do ar; V: Velocidade do vento; R: Radiação solar; U: Umidade relativa do ar; I: Incêndios.

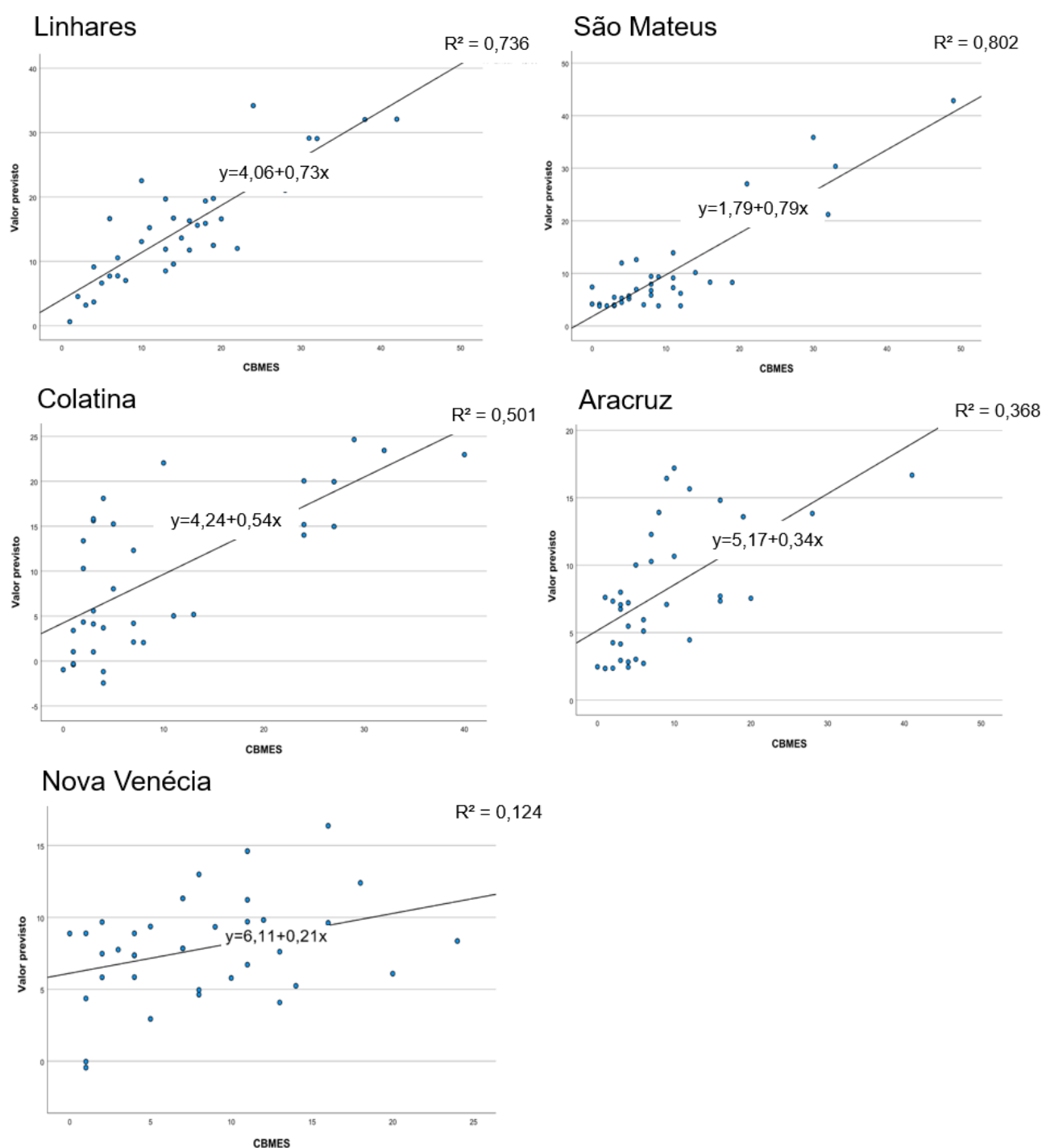
Fonte: O autor.

Quadros específicos foram elaborados descrevendo os valores dos parâmetros de interação, ou seja, dos pesos sinápticos, entre as variáveis consideradas durante os processamentos das redes. No que tange a estrutura de tais redes, os municípios de Linhares, São Mateus, Nova Venécia e Aracruz, assemelham-se, por possuírem em sua camada oculta 2 (dois) neurônios. Essa escolha se deu mediante decisão automática realizada pelo próprio software, levando-se em conta a melhor disposição de neurônios e melhor aproveitamento de dados. Já para a estrutura da rede de Colatina, foram utilizados 4 neurônios na camada oculta, além também de todas elas diferirem em relação aos valores dos pesos sinápticos de interação entre seus componentes.

Para Linhares e Colatina, a rede neural utilizada na pesquisa foi a correspondente à 15ª simulação. Já para o município de São Mateus, a rede de menor erro relativo apurado foi obtida na 30ª simulação. Por fim, para Aracruz e Nova Venécia, foram utilizadas após a realização das simulações programadas, a 24ª e 5ª redes, respectivamente.

3.3 Análise do grau de ajustamento (R^2) entre dados previstos e dados observados

Nesta etapa, são apresentados os gráficos e equações lineares de ajuste de cada uma das redes selecionadas, conforme a Figura 28:

Figura 28. Grau de ajustamento (R^2).

Legenda: CBMES: incêndios florestais.

Fonte: O autor.

De acordo com a Figura 28, os municípios de Linhares, São Mateus, Colatina, Aracruz e Nova Venécia apresentaram os seguintes valores de grau de ajustamento entre dados preditos e observados utilizados na pesquisa: 73,6%, 80,2%, 50,1%, 36,8% e 12,4%, respectivamente. Em relação a essa métrica de desempenho especificamente, quanto mais próximo de 1, ou 100% melhor será a capacidade (poder) preditiva da rede neural obtida. Os municípios que apresentaram menor percentual de ajustamento foram Nova

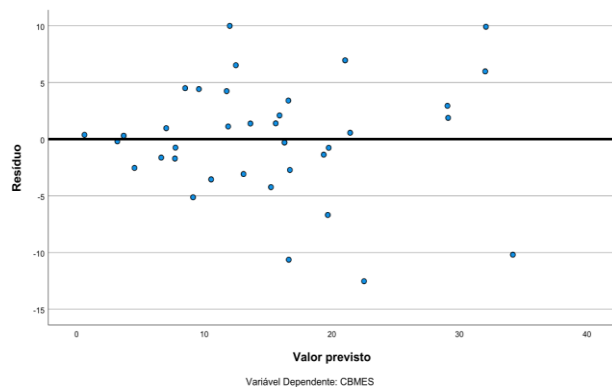
Venécia e Aracruz, cabendo em estudos futuros a propositura de novas estruturas de rede para obtenção de melhor desempenho preditivo.

3.4 Análise de resíduos

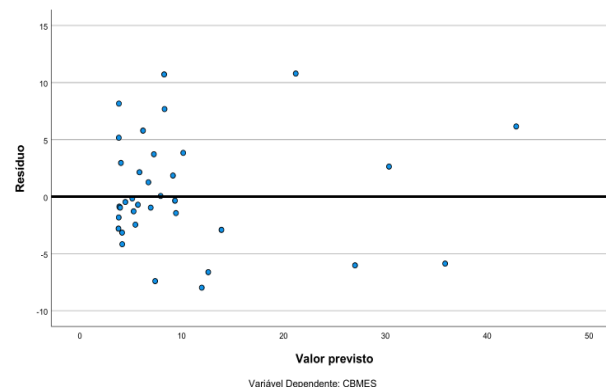
Nesta etapa do estudo, são apresentados os gráficos de dispersão de resíduos, de acordo com as redes selecionadas para cada um dos municípios analisados nesta pesquisa.

Figura 29. Resíduos

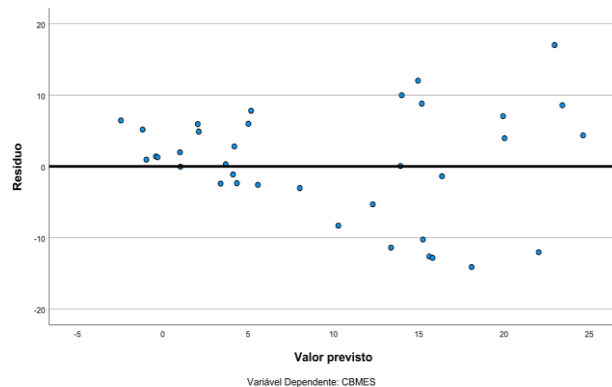
Linhares



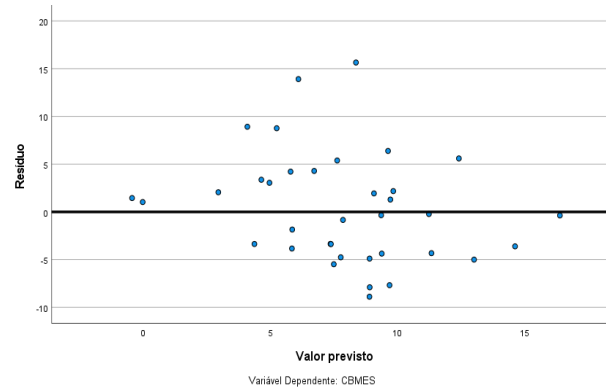
São Mateus



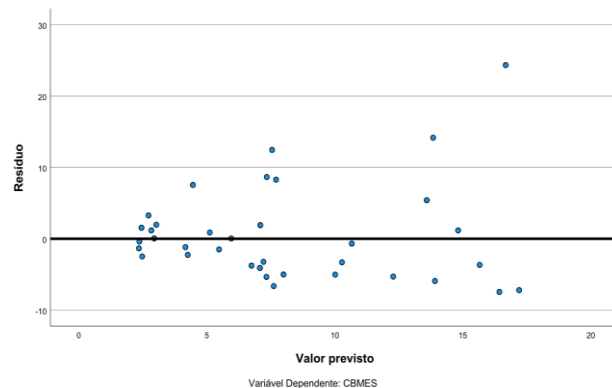
Colatina



Nova Venécia



Aracruz



Legenda: CBMES: incêndios florestais.

Fonte: O autor.

Para os gráficos de dispersão de resíduos, como os apresentados na Figura 29, espera-se que não apresentem linearidade na distribuição de seus dados (CARNEIRO JÚNIOR, 2020), ou seja, que não apresentem nenhum padrão visível entre valores preditos e de

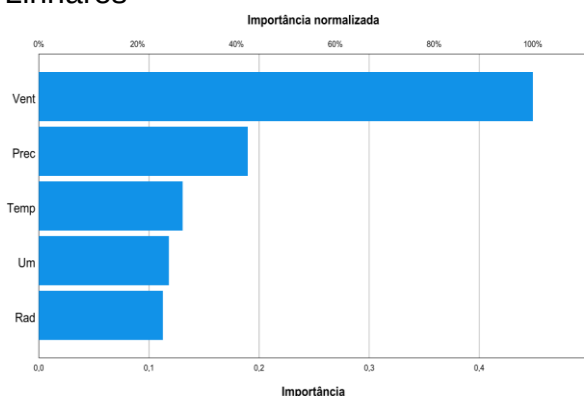
resíduos (IBM, 2016). Sendo assim, quanto a essa métrica de desempenho, os gráficos não apresentaram linearidade, estando seus dados de maneira geral dispersos, ou seja, em tese possuem boa capacidade preditiva.

3.5 Importância normalizada das variáveis preditivas

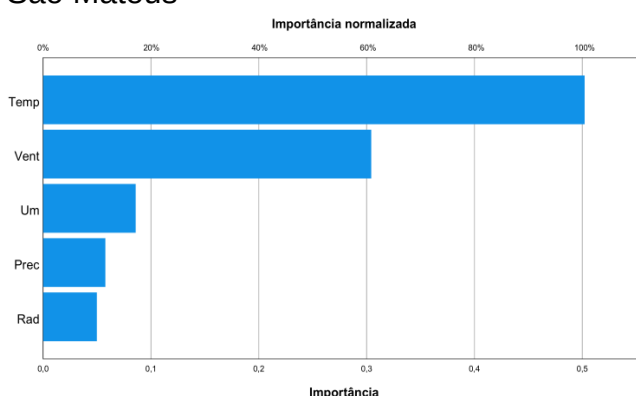
As variáveis de maior peso para o desempenho da RNA, além de estarem em destaque nos gráficos abaixo (Figura 30), estão descritas na Tabela 15, resumidamente.

Figura 30. Análise gráfica de importâncias das variáveis para a RNA

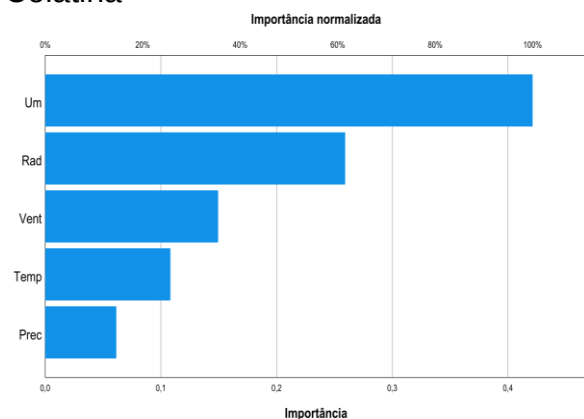
Linhares



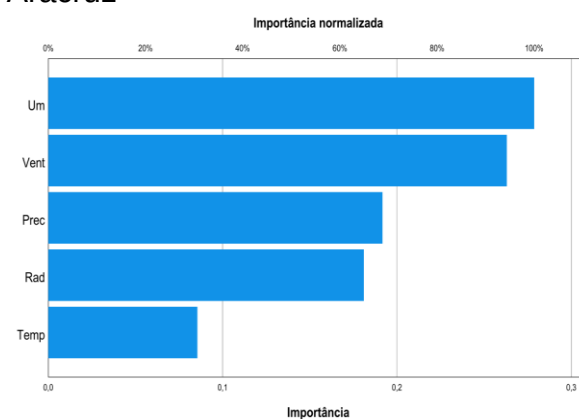
São Mateus



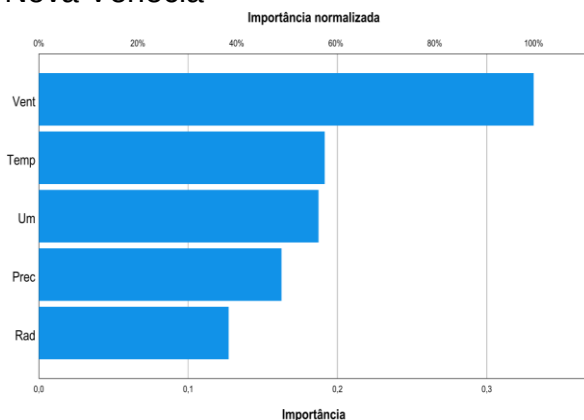
Colatina



Aracruz



Nova Venécia



Legenda: P: Precipitação; T: Temperatura do ar; V: Velocidade do vento; R: Radiação solar; U: Umidade relativa do ar.

Fonte: O autor.

Na Tabela 15, é possível observar os percentuais de importância de cada variável utilizada no estudo, para as redes neurais elaboradas, destacando em negrito a principal variável.

Tabela 15 - Importância normalizada de variáveis

	Linhares	São Mateus	Colatina	Aracruz	Nova Venécia
	Importância/ Normalizada	Importância/ Normalizada	Importância/ Normalizada	Importância/ Normalizada	Importância/ Normalizada
Prec	0,190 (42,3%)	0,058 (11,5%)	0,098 (28,5%)	0,192 (68,8%)	0,163 (49,0%)
Temp	0,131 (29,1%)	0,502 (100,0%)	0,292 (84,7%)	0,086 (30,7%)	0,191 (57,8%)
Rad	0,113 (25,1%)	0,050 (9,9%)	0,216 (62,7%)	0,181 (64,9%)	0,127 (38,4%)
Vent	0,449 (100,0%)	0,304 (60,6%)	0,048 (14,0%)	0,263 (94,3%)	0,331 (100,0%)
Um	0,118 (26,3%)	0,086 (17,1%)	0,345 (100,0%)	0,279 (100%)	0,187 (56,5%)

Fonte: O autor.

Legenda: Prec: precipitação; Temp: temperatura do ar; Rad: radiação solar; Vent: velocidade do vento; Um: umidade relativa do ar.

Nesta etapa do trabalho, realiza-se uma análise de sensibilidade das redes, identificando a importância das variáveis preditoras para a rede neural (IBM, 2016).

Nota-se com os resultados que a importância das variáveis para as redes se deu de forma diferente entre alguns municípios abordados neste estudo. Para os municípios de Colatina e Aracruz, a variável de maior importância foi a umidade relativa do ar. Já para os municípios de Linhares e Nova Venécia, apresentou maior peso a variável a velocidade do vento. E, por fim, para São Mateus, a temperatura do ar foi a de maior importância, em relação às demais para as redes neurais. Estabelecendo-se o grau de importância das variáveis para cada uma das redes elaboradas, tais informações podem ser relevantes para a construção de estratégias voltadas a ações de prevenção e combate.

3.6 Processamento das redes neurais

A Tabela 16 aborda como se deram os processamentos das variáveis, para cada município analisado. A arquitetura das redes foi estabelecida pelo software IBM SPSS, como descrito anteriormente na metodologia do estudo, a fim de garantir maior aproveitamento dos dados de treinamento e validação.

Tabela 16 - Resumos dos processamentos das redes

	Linhares	São Mateus	Colatina	Aracruz	Nova Venécia
Amostra					
Treinamento	27(75%)	26(72,2%)	25(69,4%)	26(72,2%)	30(83,3%)
Testes	9(25%)	10(27,8%)	11(30,6%)	10(27,8%)	6(16,7%)
Válido	100%	100%	100%	100%	100%
Excluídos	0	0	0	0	0
Total	36	36	36	36	36

Fonte: O autor.

Nota-se na Tabela 16, que nenhum dos dados utilizados na pesquisa foram excluídos, portanto todos foram considerados ou treinamento das redes, ou como na validação, também exposta acima. Para cada município, a escolha de neurônios para treinamento e validação se deu de forma individual.

3.7 Sumarização de erros apurados

As redes selecionadas para a realização do presente estudo apresentaram o seguinte:

Tabela 17 - Sumarização de erros por município

		Linhares	São Mateus	Colatina	Nova Venécia	Aracruz
Treinamento	Soma dos erros quadráticos	4,191	2,649	7,290	15,207	9,36
	Erro relativo	0,322	0,212	0,607	0,049	0,693
	Regra de parada usada	Nº máximo de épocas (100) excedido	Nº máximo de épocas (100) excedido	Nº máximo de épocas (100) excedido	Nº máximo de épocas (100) excedido	Nº máximo de épocas (100) excedido
	Tempo de treinamento	0:00:00,01	0:00:00,01	0:00:00,02	0:00:00,01	0:00:00,01
Testes	Soma dos erros quadráticos	0,413	0,113	1,765	0,382	0,317
	Erro relativo	0,094	0,366	0,302	0,189	0,281

Fonte: O autor.

Na Tabela 17, dados referentes às análises de erros, regras de parada, tempos de treinamento, e detalhes relacionados à validação das redes neurais artificiais são organizados, de acordo com o município correspondente. Foi possível notar também que, em função do estudo ter utilizado 36 repetições, os tempos de treinamento foram bem reduzidos, e devido também aos recursos computacionais empregados.

Em seguida, na Tabela 18, são apresentados os resultados dos cálculos dos coeficientes de avaliação de desempenho das redes:

Tabela 18 - Resultados por município

	Município	R²	MAPE	RMSE	Fórmula
01	Linhares	73,6%	0,27	5,07	$y=4,06+0,73x$
02	São Mateus	80,2%	0,45	5,65	$y=1,79+0,79x$
03	Colatina	50,1%	0,72	7,12	$y=4,24+0,54x$
04	Aracruz	36,8%	0,59	6,62	$y=5,17+0,34x$
05	Nova Venécia	12,4%	1,61	5,71	$y=6,11+0,21x$

Legenda: R²= Coeficiente de determinação do grau de ajuste; MAPE= Erro percentual absoluto médio; RMSE= Raiz do erro quadrado médio.

Fonte: O autor.

Sendo assim, conforme Tabela 18, ordenando as redes neurais modeladas no presente estudo de acordo com os desempenhos apurados, em relação ao grau de ajuste (R^2), destacaram-se os municípios de São Mateus (80,2%), Linhares (73,6%), Colatina (50,1%), Aracruz (36,8%) e Nova Venécia (12,4%), já que quanto maiores e mais próximos de 100%, melhores são seus resultados. No estudo de Viganó et al. (2017), utilizando RNA também do tipo MLP, previu-se o valor de focos de incêndios com ajuste de 84,8%, com base na série histórica de incêndios e variáveis meteorológicas.

Em relação à apuração do RMSE, relacionada à precisão das redes, apresentaram melhores índices os municípios de Linhares (5,07), São Mateus (5,65), Nova Venécia (5,71), Aracruz (6,62) e Colatina (7,12). Em relação ao MAPE, os melhores desempenhos foram de Linhares (0,27), São Mateus (0,45), Aracruz (0,59), Colatina (0,72) e Nova Venécia (1,61), já que, quanto mais próximos de zero, melhores são seus resultados.

Cumprir destacar que, de maneira geral, para as RNA's não existe um parâmetro (valor específico) para avaliar se a rede possui ou não capacidade preditiva. Sendo assim, de maneira geral, quanto menor o erro apurado, melhor a capacidade preditiva a rede neural possuirá.

3.8 Parâmetros das redes neurais

Correspondem aos valores dos pesos das interações entre os elementos das camadas das redes neurais artificiais (camada de entrada, oculta e de saída), obtidas por meio do uso do software IBM SPSS. Consultando inclusive as estruturas das redes na Figura 27, é possível observar a importância de tais pesos nas interações, tendo em vista as diferenças nas espessuras e cores das linhas de cada um dos municípios analisados.

3.9 Predição de cenários futuros

Nesta fase da pesquisa, como forma de comprovação da aplicabilidade, validação e de que os dados não foram meramente memorizados pela rede, cada uma delas foi submetida a cenários hipotéticos. Para isso, as variáveis meteorológicas hipotéticas utilizadas correspondem aos do período de maior criticidade de incêndios florestais em cada região, como se vê abaixo na Tabela 19, e respectivo mês:

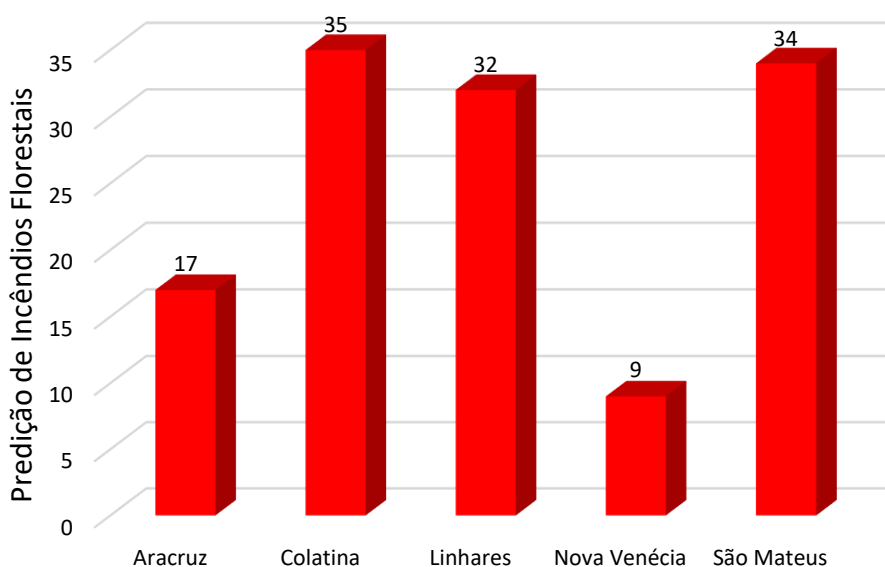
Tabela 19 - Dados meteorológicos utilizados na predição de incêndios florestais

	Linhares (janeiro 2019)	São Mateus (fevereiro 2019)	Colatina (julho 2019)	Aracruz (janeiro 2019)	Nova Venécia (fevereiro 2019)
Prec	198,936	919,442	65,5781	179,919	819,445
Temp	27,395	25,2567	20,7062	25,8555	26,6605
Rad	1890,92	1567,50	1099,69	1882,87	1684,72
Vent	3,1745	1,90284	1,46712	2,27442	1,82158
Um	71,2487	78,2045	75,8379	74,3442	73,8010

Fonte: O autor.

Utilizando-se mais uma vez ferramentas disponíveis no software IBM SPSS, nesta etapa foram realizadas previsões, com base nas variáveis da tabela acima. Constatou-se que as redes não realizaram a memorização dos dados, mas sim, com base na série histórica das variáveis, foram capazes de prever, conforme Figura 31, valores estimados de possíveis ocorrências de incêndios florestais.

Figura 31. Predições de incêndios florestais para 05 municípios mais impactados do norte do ES



Fonte: O autor.

Como exposto, os valores obtidos para Linhares, São Mateus e Colatina foram representativos, e, suficientemente capazes de comprovar o potencial que as redes neurais e suas previsões podem oferecer, predizendo ocorrências de incêndios florestais. Já para os municípios de Aracruz e Nova Venécia, devido ao desempenho inferior às demais redes, apresentaram estimativas menores para a condição hipotética.

Contando com uma previsão de cenários críticos, com base no histórico de ocorrências e de variabilidade dos dados meteorológicos, os órgãos responsáveis por ações de respostas

terão condições de se antecipar e promover ações de prevenção e fiscalização de ações ilegais em parceria com outras agências competentes. Permite-se também a preparação dos profissionais, equipamentos e viaturas para atuação nos períodos de maior demanda de incêndios florestais.

4. CONCLUSÕES

Os resultados do presente estudo permitiram concluir que:

- Foi possível modelar redes neurais artificiais para os 05 municípios mais impactados por incêndios florestais localizados no norte e noroeste do estado do Espírito Santo, e validá-las. Quando submetidas a situações hipotéticas, foram capazes de prever focos para cada uma das condições e locais propostos no estudo. Apresentaram melhores desempenhos as redes dos municípios de São Mateus, Linhares e Colatina, do que as redes de Aracruz e Nova Venécia, apresentando melhor desempenho também na predição de cenários futuros.
- Em relação à importância das variáveis preditoras, a velocidade do vento apresentou maior peso no desempenho das redes de Linhares e Nova Venécia, enquanto a umidade relativa do ar, para Colatina e Aracruz, e a temperatura, para a rede de São Mateus.
- Dessa forma, a predição mostrou-se uma estratégia viável de obtenção de informações para subsidiar planejamentos, e estabelecimento de medidas mitigatórias de impactos ao meio ambiente, pois tornará possível a adoção antecipada de ações preventivas e preparatórias para períodos potencialmente críticos.
- Sugere-se em novos estudos tanto o emprego de outras variáveis, quanto também outras técnicas de inteligência artificial, a partir principalmente de dados reais de atendimento a incêndios florestais, pelas poucas publicações utilizando tais informações.

REFERÊNCIAS

- ACHARYA, N. et al. Development of an artificial neural network based multi-model ensemble to estimate the northeast monsoon rainfall over south peninsular India: an application of extreme learning machine. **Climate Dynamics**, v. 43, n. 5–6, p. 1303–1310, 20 set. 2014.
- ALMEIDA, S. et al. Efeito do incêndio de Catraia no comportamento hidrológico da bacia hidrográfica do rio Séqua. **Territorium**, n. 23, p. 153–160, 2016.
- ALVARES, C. A. et al. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, 2013.
- BARLOW, J. et al. The critical importance of considering fire in REDD+ programs. **Biological Conservation**, v. 154, p. 1–8, out. 2012.
- BERNARDINO, S.; LOURENÇO, L.; GONÇALVES, J. Incêndios florestais e risco de ignição nos distritos de Coimbra e Castelo Branco, entre 1981 e 2010. In: GONÇALVES, A. B.; VIEIRA, A. (Eds.). **Grandes incêndios florestais, erosão, degradação e medidas de recuperação dos solos**. Minho: NIGP – Núcleo de Investigação em Geografia e Planeamento, 2013. p. 45–61.
- CANZIAN, W. P. **Análise de registro de incêndios em florestas de produção**. 2019. 84 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade Federal do Espírito Santo, Jerônimo Monteiro, ES, 2019.
- CARNEIRO JÚNIOR, J. B. A. **Previsão de concentração de poluentes emitidos por veículos automotores utilizando análise multivariada de dados**. 2020. 110 f. Tese (Doutorado em Meio Ambiente e Desenvolvimento Regional) - Universidade Anhanguera-UNIDERP, Campo Grande, MS, 2020.
- CAÚLA, R. H. et al. Overview of fire foci causes and locations in Brazil based on meteorological satellite data from 1998 to 2011. **Environmental Earth Sciences**, v. 74, n. 2, p. 1497–1508, 18 jul. 2015.
- CAÚLA, R. H. et al. Nonparametric Statistics Applied to Fire Foci Obtained by Meteorological Satellites and Their Relationship to the MCD12Q1 Product in the State of Rio de Janeiro, Southeast Brazil. **Land Degradation & Development**, v. 28, n. 3, p. 1056–1067, abr. 2017.
- CUNHA, P. C. R. DA; et al. Eficiência de métodos para o cálculo de coeficientes do tanque classe A na estimativa da evapotranspiração de referência. **Pesquisa Agropecuária Tropical**, v. 43, n. 2, p. 114–122, 2013.
- FONSECA, J. S.; MARTINS, G. A.; TOLEDO, G. L. **Estatística Aplicada**. 6ª ed. São Paulo: Atlas, 2012.
- FREEMAN, J.A., SKAPURA, D. . **Neural Networks: Algorithms, Applications, and Programming Techniques**. 2ª ed. Califórnia: CNS, 1991.
- GONÇALVES, S. B. **Modelagem matemática da produtividade do corte florestal mecanizado**. 2017. 62 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade Federal

do Espírito Santo, Jerônimo Monteiro, ES, 2017.

HAIR JUNIOR, J.; ANDERSON, R.; TATHAM, R.; BLACK, W. **Análise multivariada de dados**. Porto Alegre: Bookman, 2005.

HAUSER, T.; KEATS, A.; TARASOV, L. Artificial neural network assisted Bayesian calibration of climate models. **Climate Dynamics**, v. 39, n. 1–2, p. 137–154, 22 jul. 2012.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática**. Porto Alegre: Bookman, 2001.

HERAWATI, H.; SANTOSO, H. Tropical forest susceptibility to and risk of fire under changing climate: A review of fire nature, policy and institutions in Indonesia. **Forest Policy and Economics**, v. 13, n. 4, p. 227–233, abr. 2011.

HORNIK, K. Approximation capabilities of multilayer feedforward networks. **Neural Networks**, v. 4, n. 2, p. 251–257, 1991.

HSU, K.; GUPTA, H. V.; SOROOSHIAN, S. Artificial Neural Network Modeling of the Rainfall-Runoff Process. **Water Resources Research**, v. 31, n. 10, p. 2517–2530, out. 1995.

IBM - INTERNATIONAL BUSINESS MACHINES CORPORATION. **SPSS Statistics - Neural Networks 24**. Rio de Janeiro: IBM, 2016.

KOVÁCS, Z. L. **Redes Neurais Artificiais: Fundamentos e Aplicações**. 4ª ed. São Paulo: Livraria da Física, 2006.

LORENZON, A. S. et al. A new methodology for royalties distribution of the Itaipu hydroelectric plant: The hydrographic basin as the unit of analysis. **Journal of Environmental Management**, v. 217, p. 710–717, jul. 2018.

MAINARDES, E. W.; CERQUEIRA, A. DOS S.; VASSOLER, H. Simplification and Digitalization Practices on Fire Inspection Service: Case Study in a State Fire Department in Brazil. In: [s.l.] Springer International Publishing, 2016. p. 203–215.

MEHTÄTALO, L.; MALTAMO, M.; KANGAS, A. The use of quantile trees in the prediction of the diameter distribution of a stand. **Silva Fennica**, v. 40, n. 3, 2006.

PEREIRA, A. A. et al. Validação de focos de calor utilizados no monitoramento orbital de queimadas por meio de imagens TM. **CERNE**, v. 18, n. 2, p. 335–343, jun. 2012.

PERIN, E. B. et al. Interpolação Das Variáveis Climáticas Temperatura do Ar e Precipitação : Revisão dos Métodos Mais Eficientes. **Geografia**, v. 40, n. 2, p. 269–289, 2015.

PEZZOPANE, J. E. M.; NETO, S. N. DE O.; VILELA, M. DE F. Risco de incêndio em função da característica do clima, relevo e cobertura do solo. **Floresta e Ambiente**, v. 8, n. único, p. 161–166, 2001.

PIROMAL, R. A. S. et al. Utilização de dados MODIS para a detecção de queimadas na Amazônia. **Acta Amazonica**, v. 38, n. 1, p. 77–84, 2008.

RIBEIRO, L. et al. Zoneamento de riscos de incêndios florestais para a fazenda experimental do Canguiri, Pinhais (PR). **FLORESTA**, v. 38, n. 3, 30 set. 2008.

SCHOENNAGEL, T. et al. ENSO AND PDO VARIABILITY AFFECT DROUGHT-INDUCED FIRE OCCURRENCE IN ROCKY MOUNTAIN SUBALPINE FORESTS. **Ecological Applications**, v. 15, n. 6, p. 2000–2014, dez. 2005.

SILVA DE SOUZA, L. et al. Air quality 25 photochemical study over Amazonia Area, Brazil. **International Journal of Environment and Pollution**, v. 48, n. 1, p. 194–202, 2012.

SILVA, E. C. G. et al. Análise temporal da ocorrência de incêndios florestais nas Américas e região do Caribe. **Nativa**, v. 6, n. 5, p. 491, 4 set. 2018.

SOARES, R. V., BATISTA, A. C. **Incêndios florestais: controle, efeitos e uso do fogo**. Curitiba: Departamento de Ciências Florestais, 2007.

SOARES, R. V.; BATISTA, A. C.; TETTO, A. F. **Incêndios florestais: controle, efeitos e uso do fogo**. 2ª revisad ed. Curitiba: Departamento de Ciências Florestais, 2017.

SOARES, R. V.; BATISTA, A. C. **Incêndios florestais controle, efeitos e uso do fogo**. 1. ed. Curitiba: Universidade Federal do Paraná, 2007.

SOUZA, F. M. DA C. Uso de técnicas de inteligência artificial para a predição de ocorrências de incêndios em vegetação. **Vigiles: Revista de Defesa Civil, Defesa Social e Segurança Pública**, v. 4, n. 1, p. 198–212, 2021.

SWETNAM, T. W.; ANDERSON, R. S. Fire Climatology in the western United States: introduction to special issue. **International Journal of Wildland Fire**, v. 17, n. 1, p. 1, 2008.

TETTO, A. F. et al. Incêndios florestais atendidos pela Klabin do Paraná no período de 1965 a 2009. **CERNE**, v. 21, n. 3, p. 345–351, set. 2015.

TORRES, F. T. P. et al. Analysis of efficiency of fire danger indices in forest fire prediction. **Revista Árvore**, v. 41, n. 2, 26 jun. 2017.

VIGANÓ, H. H. DA G. **Redes Neurais Artificiais e Análise Multivariada de Séries Temporais para a Modelagem da Previsão de Queimadas e Incêndios no Pantanal**. 2017. 254f. Tese (Doutorado em Meio Ambiente e Desenvolvimento Regional) - Universidade Anhanguera-UNIDERP. Campo Grande-MS, 2017.

VIGANÓ, H. H. DA G. et al. Redes Neurais Artificiais na Previsão de Queimadas e Incêndios no Pantanal (Artificial Neural Networks in Prediction of Forest Fires and Burns in the Pantanal). **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 10, n. 5, p. 1355, 9 jul. 2017.

ZERI, M. et al. Assessment of the variability of pollutants concentration over the metropolitan area of São Paulo, Brazil, using the wavelet transform. **Atmospheric Science Letters**, v. 17, n. 1, p. 87–95, jan. 2016.

ZERI, M.; OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F.; LYRA, G. B. Spatiotemporal analysis of particulate matter, sulfur dioxide and carbon monoxide concentrations over the city of Rio de Janeiro, Brazil. **Meteorology and Atmospheric Physics**, v. 113, n. 3–4, p. 139–152, 24 set. 2011.