

MODELAGEM DE RISCO DE INCÊNDIOS FLORESTAIS: UMA VISÃO GERAL

FOREST FIRE RISK MODELING: A OVERVIEW

LUIZA CINTRA FERNANDES¹; MARCELO ANTONIO NERO¹; PLÍNIO TEMBA¹; BRITALDO SILVEIRA SOARES FILHO¹

1 – INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS/ UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS

luizacintraf@gmail.com, marcelo-nero@ufmg.br, temba.mobile@gmail.com, britaldo@csr.ufmg.br

Resumo – A avaliação do risco de incêndios é importante para estabelecer áreas prioritárias de risco e assim ter um melhor planejamento para prevenção e combate dos mesmos. Assim este artigo tem o objetivo de comparar diferentes abordagens para modelar o risco de incêndios. Foram discutidas cinco abordagens, a saber: Análise Multicritério, Lógica Fuzzy, Regressão logística, Redes Neurais e Fórmula de Monte Alegre. O método que aplica as Redes Neurais tem melhor desempenho em relação às outras, mas sua execução depende de conhecimentos computacionais e tempo para testar a melhor estrutura da rede. Então a escolha da melhor metodologia depende do objetivo do estudo e do tempo que se tempo disponível para a modelagem.

Palavras-chave: modelagem de risco de incêndios, revisão, métodos.

Abstract -The fire risk assessment is important to establish the priority risk zones to have a better planning of prevention and firefighting activities. So this paper has the aim to compare different approaches to modeling the fire risk. It was discussed four approaches the Multicriteria Analysis, Fuzzy Logic, Logistic Regression, Neural Networks and Monte Alegre Formula. The neural networks have a better performance, but your execution is more complex because depends in computational knowledge, and time to test the better structure for the network. So the choose of the methodology to be use depends of the aim of the work and the time to spend in the modeling.

Keywords: fire risk modeling, review, methods.

I. INTRODUÇÃO

Incêndios florestais são um dos maiores fatores de alteração do meio ambiente, tendo impactos globais, afetando áreas florestais com importante papel na emissão de gases de efeito estufa. O fogo tem sido usado historicamente para gestão do uso da terra e em muitos ecossistemas bem adaptados a ciclos de queimadas, mas mudanças recentes no clima e em fatores sociais transformam regimes tradicionais do fogo, aumentando seus efeitos negativos na vegetação, solo e valores humanos. Além dos efeitos globais, há efeitos locais, associados com a frequência e intensidade dos incêndios, o que implica em

degradação do solo, perda de vidas, de biodiversidade e de infraestruturas (CHUVIECO et al, 2010).

A avaliação do risco de queimadas é a parte crítica da prevenção de incêndios, já que as ações preventivas demandam recursos e ferramentas objetivas para monitorar quando e onde este pode ocorrer ou aonde terá mais efeitos negativos (CHUVIECO et al, 2010). Estabelecidas as regiões com maiores riscos é possível se ter um melhor planejamento em atividades de prevenção de incêndios florestais, como definição de estação de queimadas, permissão de queimadas controladas em períodos e lugares menos perigosos, previsão do comportamento do fogo para adotar técnicas mais efetivas de combate e informar a população quanto aos riscos. Em casos extremos, limitar o acesso em áreas de risco e proibir o uso de fogo próximo a florestas ou outras formas de vegetação (NUNES, 2006), além de verificar os lugares com prioridade no atendimento podem ser consideradas medidas preventivas efetivas.

Para o cálculo do risco de queimadas existem dois tipos de variáveis que podem ser consideradas: aquelas derivadas de fatores que não mudam em um curto período de tempo, chamadas de estáticas, e aquelas que mudam em períodos de tempo mais curtos, chamadas de dinâmicas. Os primeiros englobam declividade, tipos de vegetação, tipos de solo, proximidade com estradas e assentamentos. Já as variáveis dinâmicas podem-se citar variáveis meteorológicas, como temperatura, direção e intensidade do vento, umidade do ar, entre outras (AYANZ et al., 2003).

Na modelagem de risco de incêndios florestais existem muitas abordagens, como métodos estatísticos como a regressão logística; métodos quantitativos e qualitativos como a análise multicritério, métodos de inteligência artificial como redes neurais e lógica fuzzy, além de fórmulas que relacionam os parâmetros meteorológicos com o risco de incêndio, como a fórmula de Monte Alegre. Nesse sentido este artigo traz uma revisão e comparação destes métodos.

II. METODOLOGIAS ESTUDADAS

2.1. Análise Multicritério

Método desenvolvido por SAATY, 1977, chamado Analytic Hierarqu Process (AHP), aonde é estruturada uma hierarquia de decisão classificando os elementos de um nível mais alto para um mais baixo, depois é feita uma matriz de comparação para definir os pesos de cada variável. A matriz de comparação registra a importância percebida relativa de cada critério com cada outro critério e permite que os tomadores de decisão obtenham um conjunto de relação em escala de pesos para os critérios individuais. Por fim, uma relação de consistência (RC) é calculada para determinar se a avaliação foi bem-sucedida ou não.

No caso do cálculo do risco de incêndios são selecionadas variáveis que influenciam a ignição do fogo, por meio de mapas temáticos, como utilizado por Jaiswal et al 2002 ou dados de sensoriamento remoto, como utilizado por Chuvieco, 1989.

Na tabela 1 são mostradas algumas variáveis apontadas por esses autores analisados. Dessa maneira, é possível notar que cada autor coloca o peso na variável de acordo com seu conhecimento e sua área de estudo, assim como a definição de quais variáveis utilizar e as classes de risco de cada um (tabela 2). Para validação do modelo de Jaiswal et al (2002), esses autores atestaram que as áreas de maior risco de incêndio resultantes coincidiram com áreas próximas a assentamentos e rodovias, considerando o modelo válido, a partir de conhecimentos prévios que nessas regiões ocorrem mais queimadas. Já Chuvieco et al (1989) realizou a comparação com imagens de satélite, onde foi realizada a análise de coerência entre as áreas de pixels de queimadas, com as áreas de risco, sendo que o resultado não foi muito satisfatório. Isso foi constatado pois não houve coerência dos dados reais em para o que foi obtido na pesquisa, onde: 22,72 % das áreas foram classificadas como de alto risco, 15,28% como de médio risco e 3,74% como de baixo risco. Com isso aqueles autores concluíram que o importante do método é conhecer as áreas com maior risco, e que necessitando de estudos mais aprofundados para aprimorar a metodologia.

2.2. Lógica Fuzzy

A lógica fuzzy, introduzida por Zadeh (1965), é um problema de imprecisão associado com conjuntos aonde não há uma transição definida de uma classe a outra, ou seja eliminando os limites entre elas. O grau de uma associação de um objeto varia de 0 a 1. Onde o valor 1 representa uma associação completa e quanto mais próximo de 0 mais fraca é esta associação. As classes contínuas dos conjuntos fuzzy são construídas a partir de conceitos definidos a priori usando a experiência, ciência ou conhecimento heurístico. É usado o conhecimento linguístico de um fenômeno complexo transformando-o em dados numéricos para processamento. Esta técnica tem ampla aplicação em várias outras linhas de pesquisa, tais como exposto em Steiner et al (2013), os quais aplicaram em tomadas de decisões de investimento em ações e em Saragioto & Pereira (2012) que utilizaram para controlar a velocidade de uma linha de montagem.

Tabela 1 – Comparação entre análises de multicritério feita por diferentes autores

	Jaiswal et al 2002			Chuvieco et al 1989			Ribeiro et al 2007		
Deciduidade (%)	0-4	B	2	0-3	B	2	até 15	B	1
	5-8	B	2	3-5	M	3	16-25	M	2
	9-12	B	2	5-10	M	4	26-35	A	3
	13-16	M	1	10-15	A	5	36-45	M	4
	17-20	M	1	15-35	M	6	>=46	A	5
	21-36	M	1	>35	M	1		E	
	27-40	M	1		A	0			
	41-44	A	0						
>44	A	0							
Proximidade a estradas	< 50	A	0	< 100	M	8	< 50	A	1
	>50	B	1	100-200	A	7	>50	N	0
				200-300	M	5			
				300-400	B	3			
Aspecto	SE	A	0				SE/S/SW	B	1
	SW	M	1				E	M	2
	N	B	2				NW	A	3
							NW/W	M	4
							N	E	5
Elevação (m)	0-3	B	1	até 600	E	5			
	3-6	B	1	600-900	M	4			
	398-400	A	0	900-1200 m	A	3			
	401-404	A	0	1200-1500	M	2			
	405 - 407	A	0	acima de 1500	B	1			
Habitação (m)				0	M	8			
				< 1000	A	7			
				1000-2000	M	5			
				2000-3000	B	2			

*Legenda: E=Extremo, MA=Muito Alto, A=Alto, M=Moderado, B=Baixo, N=Nulo

Na construção de um conjunto fuzzy deve-se definir uma função de pertinência, que pode ter várias formas, sendo as mais comuns: triangular, trapezoidal e em forma de sino (função normal). Além disso é estabelecido um conjunto de regras de acordo com o conhecimento do especialista, na forma de proposições do tipo “se E1 e/ou E2 então S1”, por exemplo “Se umidade é baixa e precipitação é baixa então o risco é alto”.

Tabela 1 – Atribuição da classe de risco de incêndio de acordo com vários autores.

Jaiswal et al 2002	Chuvieco et al 1989	Ribeiro et al 2007
162-98	MA	0-30
90	A	31-60
75	M	61-160
66-54	B	161-190
		191-230
		231-255

*Legenda: E=Extremo, MA=Muito Alto, A=Alto, M=Moderado, B=Baixo, N=Nulo

Este método é aplicado por Ferreira et al (2001) e Oliveira & Nero (2013) com variáveis estáticas como declividade, distância a estradas, vegetação entre outros. Oliveira & Nero (2013) obtiveram um resultado satisfatório, comparando seu modelo com dados de ocorrência de incêndio fornecidos pela Brigada de Incêndios do Município de João Pessoa-PB (capital do Estado da Paraíba, Brasil), conseguindo explicar seu modelo em 85% em um dos períodos considerando as sazonalidades (estações de seca e de chuvas). Já Ferreira não validou seu modelo com dados de incêndio, mas indicou que os lugares que resultaram um risco mais alto estão de acordo com o esperado.

Silva & Pontes (2011) também fizeram uma abordagem fuzzy utilizando variáveis dinâmicas, como umidade relativa e precipitação. Comparando índices de focos de calor registrados pelo INPE para validação de seu modelo, tendo respostas positivas. Dessa maneira, conseguiram atribuir altos valores de Fator de Risco exatamente no período em que ocorrem os focos de incêndio e até mesmo quando existe um número pequeno de focos isolados, o modelo atingiu a previsão desse comportamento com valores não nulos.

2.3. Regressão Logística

A regressão logística é a mais popular modelagem matemática que relaciona as variáveis independentes com a variável dependente dicotômica. Assim, a variável dependente seria o risco de fogo, que pode ser 0 (não fogo) ou 1(fogo), sendo representado pela adaptação da equação de Bernoulli apresentada na equação 1 (GOLDARAG, 2016).

$$P(Y = 1) = \frac{e^{\sum(\alpha + \beta_i X_i)}}{1 + e^{\sum(\alpha + \beta_i X_i)}} \quad (1)$$

Onde Y é a variável dependente, Xi são as variáveis independentes e α e β_i números reais. A partir de dados históricos conhecidos de ocorrência de incêndio é possível conhecer as relações entre as variáveis a partir do cálculo dos coeficientes, que são assim substituídos na equação 1.

É uma técnica muito utilizada pelos autores para predição e análise de ocorrência de incêndio, alguns mais recentes são Del Hoyo, Isabel & Vega (2011); GUO et al (2016); Hernandez-Leal et al (2006); Chuvieco et al (2010) e Goldarag (2016).

Del Hoyo, Isabel & Vega (2011) utilizaram dados socioeconômicos, tais como uso da terra, rodovias, áreas protegidas e recreacionais, como variáveis independentes, aplicando as variáveis dependentes de duas formas. No primeiro foram utilizados os pontos de ignição e no segundo modelo a densidade dos pontos. Finalmente, os autores realizaram a validação com dados independentes dos utilizados na construção do modelo, aplicando o método de

validação por meio da área sob a curva (AUC), obtendo-se o valor de 0,709 para o primeiro modelo e para o segundo 0,672. Já GUO et al (2016) utilizaram em seu modelo variáveis como topografia, vegetação, infraestrutura, dados socioeconômicos e meteorológicos e como variável dependente dados de focos de calor obtidos de dados de satélite. Neste último caso o valor de AUC foi de 0,843, indicando que o modelo teve um bom resultado.

Hernandez-Leal et al (2006) utilizou variáveis dinâmicas, como declividade, altitude, insolação, proximidade a rodovias e vegetação em seu modelo, sendo utilizada a área queimada, contabilizada a partir de imagens NDVI, como dados históricos para o cálculo dos coeficientes. Em seus resultados percebeu-se que há uma sinergia entre os valores de risco de fogo e o NDVI, que indica indiretamente o estresse hídrico nas plantas. Os dados não foram validados com dados históricos, mas como foram utilizadas apenas variáveis estáticas, os autores concluíram da necessidade de se utilizar variáveis meteorológicas para o aprimoramento do modelo proposto, sugerindo a adoção da metodologia para o conhecimento prévio dos lugares de maior risco de fogo.

Goldarag (2016) por sua vez aplicou a regressão logística utilizando-se de variáveis estáticas e meteorológicas, como, temperatura do ar, umidade, precipitação, vento e duração do sol. Assim, foram utilizados dados históricos de ocorrência de incêndio obtidos do sensor MODIS. Os resultados apresentaram uma acurácia de apenas 50,84%, com um R² de 0,533, ou seja, o modelo não estava muito bem explicado. Para melhorar o resultado o autor diminuiu os valores de pixels representativos da não ocorrência de focos de incêndio, utilizando amostras onde os números de focos de incêndio eram maiores. Com isso o autor melhorou muito o modelo, obtendo a acurácia de 80% para alguns anos. No entanto, essa estratégia, do ponto de vista prático, fez com que o modelo não fosse efetivamente coerente em toda a área de estudo.

2.4. Redes Neurais

Uma rede neural é constituída de unidades de processamento simples que trabalham em paralelo, armazenando conhecimento experimental e tornando-o disponível para uso. Se assemelhando ao cérebro em dois aspectos: o conhecimento adquirido pela rede pelo processo de aprendizagem e as forças de conexão entre os neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, que armazenam o conhecimento adquirido (HAYKIN, 1998). Ela se difere de sistemas de especialistas, os quais oferecem ao usuário uma resposta definitiva, caso as características avaliadas corresponderem àquelas codificadas nas bases das regras. Na rede neural é realizada uma análise das informações e é fornecida uma estimativa de probabilidade de que o dado é compatível com as características que foi treinado a reconhecer, podendo a chegar a uma acurácia de 100%, dependente da experiência adquirida pela rede (CANNADY, 1998 apud ALMEIDA & VIERA, 2015).

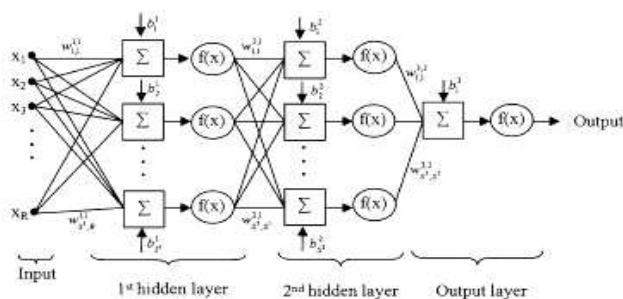
Para utilização de uma rede é necessário definir sua arquitetura, ou seja, como está estruturado o número de entradas, camadas e nós ocultos e o número de saída dos nós. Na figura 1 tem-se um exemplo de uma rede *Perceptron* multicamadas, com duas camadas escondidas, sendo que cada entrada (x) é multiplicada por um peso (w) e a soma das entradas com os pesos e o bias (b) resulta em

uma função de transferência ($f(x)$), que se transforma em entrada para a camada seguinte. O índice S representa o número de neurônios. Portanto, cada camada manda sinais para a próxima camada, como se fossem sinapses. A quantidade de neurônios e camadas pode ser modificada para melhorar o desempenho do modelo, sendo que para se saber a melhor arquitetura é necessário se fazer experimentos, não havendo uma fórmula pronta de como se fazer.

Para aprendizagem da rede é utilizado um processo iterativo de ajustes aplicados a seus pesos sinápticos e bias, tornando a rede mais instruída após cada interação. Para isso, é utilizado um algoritmo de aprendizagem. Neste processo são selecionados dados históricos como saída e as variáveis escolhidas como entrada. Após o treinamento a rede funciona como modelo de previsão, onde são inseridas as variáveis e a saída é calculada automaticamente.

Este método tem sido aplicado na resolução de problemas diversos. Um exemplo é o aplicado por Almeida & Viera (2015) onde há a simulação de sistemas de corte de folhas para criação de um ambiente onde é possível conhecer o rendimento de produção a partir dos dados de defeitos presentes na folha e a produção requerida. Enquanto Cavalcante et al (2015) construíram uma rede para previsão de ajustes para o consumo de produtos químicos utilizados no tratamento de água.

Figura 1- Rede Neural Perceptron Multicamadas.



Fonte: Goldarag, 2016.

Goldarag (2016) também utilizou a abordagem de rede neural utilizando as mesmas variáveis para regressão logística. Esse autor fez um experimento variando a sua quantidade de neurônios desde 5 até 65, conseguindo uma acurácia máxima de 95%, a qual foi atingida com 20 neurônios, sendo que o autor teve um trabalho computacional desnecessário fazendo estes testes com até 65 neurônios. Outro processo de teste que o autor fez foi o uso de 11 algoritmos de treinamento, sendo que o que obteve o melhor desempenho foi o Levenberg-Marquardt, com acurácia de 91%. Comparando os dados de pontos em que houve incêndio com os dados em que teve alto risco de incêndios, todos os pontos foram contemplados.

Alonso-Betanzos et al (2003) também utilizou redes neurais para previsão de riscos de ocorrência de incêndio, mas ele utilizou apenas dados meteorológicos, empregando também o algoritmo Levenberg-Marquardt para treinamento. Este último autor realizou vários testes com as melhores estruturas, obtendo o melhor resultado com 9 neurônios e atingindo uma acurácia de 80%, na validação com dados históricos de ocorrência de incêndio.

2.5. Fórmula de Monte Alegre

Desenvolvida por Soares (1972) a partir de dados meteorológicos e de ocorrência de incêndios da Fazenda Monte Alegre, no município de Telêmaco Borba, PR, durante 7 anos (1965 a 1971). Esta foi amplamente utilizada por empresas e instituições florestais para estimar o grau de risco de incêndios. Consiste numa fórmula simples que requer apenas duas variáveis meteorológicas: umidade relativa do ar e precipitação. É um índice acumulativo que requer valores diários de umidade relativa do ar e quantidade de precipitação. Sua fórmula básica é apresentada na equação 2.

$$FMA = \sum_{n=1}^n \frac{100}{H} \quad (2)$$

Onde H é a umidade relativa do ar medida às 13:00 h e n é o número de dias sem chuva. Apresenta algumas restrições referentes à precipitação diária, como mostrado na tabela 3. O perigo de incêndio do dia é indicado através de uma escala de cinco níveis: Nulo ($FMA \leq 1,0$); Pequeno ($1,1 \leq FMA < 3,0$); Médio ($3,1 \leq FMA < 8,0$); Alto ($8,1 \leq FMA < 20,0$) e Muito Alto ($FMA > 20,0$).

Tabela 3 – Modificação no cálculo conforme a precipitação ocorrida no dia

Chuva do dia (mm)	Modificação no cálculo
$\leq 2,4$	Nenhuma
2,5 a 4,9	Abater 30% na FMA acumulada e somar (100/H) do dia
5,0 a 9,9	Abater 60% na FMA acumulada e somar (100/H) do dia
10,0 a 12,9	Abater 80% na FMA acumulada e somar (100/H) do dia
$\geq 12,9$	Interromper o cálculo e recomeçar no dia seguinte

Fonte: Nascimento, Amaral & Pontes, 2013

Soares, 1998, avaliou o desempenho do índice e comparou com outros índices existentes no mundo, aplicando-o em três regiões: no Distrito Florestal de Monte Alegre (o local aonde foi desenvolvido), norte do estado de Santa Catarina e no Distrito de Suwannee (no estado da Florida, U.S.A). Neste estudo ele verificou no primeiro caso que pelo menos 50% dos incêndios ocorreram quando o grau de risco estava alto, já no segundo 87% dos incêndios ocorreram quando estava alto e no terceiro teve uma correspondência de apenas 24,3% para risco muito alto e 52,6% para alto risco.

Nascimento, Amaral & Pontes (2013) avaliaram o desempenho da FMA em cinco municípios do estado do Pará: Paragominas, Conceição do Araguaia, Itaituba, Parauapebas e Marabá, entre os anos de 2010 e 2011. Verificando o desempenho do índice em cada cidade os autores repararam que existe uma tendência dos focos de incêndio de se concentrarem nas classes de perigo alto e muito alto, tendo 91% de correspondência entre os dados de incêndio na frequência média, porém houve casos onde ocorreram incêndios quando o índice estava nulo.

III. DISCUSSÕES

Comparando as abordagens apresentadas nota-se que a abordagem multicritério, é a que possui um desempenho pior em relação às outras, já que necessita muito dos conhecimentos do pesquisador na atribuição de pesos, por sua vez é a mais simples e rápida, caso a necessidade seja de apenas se ter uma ideia das áreas com maior risco, sendo o desenvolvimento bem mais rápido. Por outro lado, a abordagem Fuzzy é um melhoramento da multicritério já que ela não define limite entre as classes, mas também depende do operador para definir as funções a serem utilizadas e o intervalo dos pesos, além de possuir melhor acurácia com relação às outras.

A Fórmula de Monte Alegre é um índice simples e fácil de ser aplicado, caso se tenha disponível dados de estações meteorológicas. No entanto, por ser muito genérica se comporta de forma diferente em diferentes regiões, além de que ocorrem casos de incêndio quando o grau de perigo é nulo. Esse fato pode ser explicado devida a não consideração de outros fatores de ocorrência de incêndio, tais como do uso do solo e de fatores socioeconômicos.

Os métodos de regressão logística e de redes neurais definem os pesos das classes independentemente do pesquisador, comparando os dados já existentes de dados de incêndio para produzir os modelos. O método de regressão logística faz uso de análises estatísticas e o método de redes neurais que utiliza algoritmos computacionais que imitam o cérebro humano. Segundo os trabalhos pesquisados a regressão logística não apresentou uma acurácia muito boa, principalmente no trabalho de Goldarag (2006), onde se faz a comparação entre os dois métodos. O método de Redes Neurais foi o que apresentou melhor desempenho dentre todas as técnicas, mas é uma técnica mais complicada que necessita de conhecimentos computacionais, sendo que para apresentar o melhor resultado deve-se testar as melhores arquiteturas, o que torna o processo trabalhoso.

Um outro fator observado na modelagem do risco de incêndio foi o uso de variáveis estáticas e dinâmicas, sendo que os modelos com melhor acurácia foram os que utilizaram variáveis meteorológicas. Isso se explica pelo fato de que a ocorrência de incêndios é muito influenciada por esses tipos de variáveis. Adicionalmente, nas pesquisas onde essas variáveis não foram utilizadas recomendou-se o emprego das mesmas em trabalhos futuros. Por meio do método de Rede Neural após o treinado poder ser usado na produção de cenários e predição, ele pode ser alimentado diariamente com dados meteorológicos para conhecer os riscos diários.

IV. CONCLUSÃO

A escolha do método depende do objetivo do trabalho, e do tempo disponível para se fazer essa modelagem. Além disso, deve-se considerar os conhecimentos dos profissionais que vão fazer essa modelagem. Após a elaboração dos mapas de risco pode-se aplicar estes nas políticas públicas de prevenção e combate de incêndios.

Vale ressaltar finalmente que faltam em muitos casos ou metodologias aplicadas a devida validação para a consagração do método proposto.

V. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALMEIDA, L.F. VIERA, W.L.M. Redes neurais artificiais aplicadas ao treinamento e auxílio à tomada de decisão no processo de fabricação de vidros planos. *Revista Sodebras* [on line]. v. 10, n.114, Jun./2015, p. 49-53. ISSN 1809-3957. Disponível em: <<http://www.sodebras.com.br/edicoes/N114.pdf>>. Acesso em 11 out. 2017.
- ALONSO-BETANZOS, Amparo et al. An intelligent system for forest fire risk prediction and fire fighting management in Galicia. *Expert systems with applications*, v. 25, n. 4, p. 545-554, 2003.
- AYANZ, J.S.M et al. The European Forest Fire Information System (EFFIS). European Commission. **JIR Institute for Environment and sustainability**, 2003.
- BERGONSE, Rafaello; BIDARRA, João. Probabilidade bayesiana e regressão logística na avaliação da susceptibilidade à ocorrência de incêndios de grande magnitude. *Finisterra*, v. 45, n. 89, 2010.
- BONAZOUNTAS, Marc et al. A decision support system for managing forest fire casualties. **Journal of Environmental Management**, v. 84, n. 4, p. 412-418, 2007.
- CANNADY, J. Artificial Neural Networks for Misuse Detection. **National Information System Security Conference**. School of Computer and Information Sciences Nova Southeastern University, Fort Lauderdale, Out-1998.
- CAVALCANTE et al. Redes neurais artificiais como ferramenta de predição dos ajustes no consumo dos produtos químicos da ETA de Palmeira dos Índios. *Revista Sodebras* [on line]. v. 10, n.116, p. 183-187, Ago./2015. ISSN 1809-3957. Disponível em: <<http://www.sodebras.com.br/edicoes/N116.pdf>>. Acesso em 10 out. 2017.
- CHUVIECO, Emilio et al. Development of a framework for fire risk assessment using remote sensing and geographic information system technologies. **Ecological Modelling**, v. 221, n. 1, p. 46-58, 2010.
- CHUVIECO, Emilio; CONGALTON, Russell G. Application of remote sensing and geographic information systems to forest fire hazard mapping. **Remote sensing of Environment**, v. 29, n. 2, p. 147-159, 1989.
- DEL HOYO, Lara Vilar; ISABEL, M. Pilar Martín; VEGA, F. Javier Martínez. Logistic regression models for human-caused wildfire risk estimation: analysing the effect of the spatial accuracy in fire occurrence data. **European Journal of Forest Research**, v. 130, n. 6, p. 983-996, 2011.
- FERREIRA, Matheus Pinheiro; KOPROSKI, Letícia; ZANOTTA, Daniel Capella. Uma abordagem fuzzy no zoneamento de risco de incêndio. **Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto-SBSR**, Curitiba, PR, Brasil, v. 30, p. 4555, maio/2011.
- GOLDARAG, Y. Jafari; MOHAMMADZADEH, Ali; ARDAKANI, A. S. Fire Risk Assessment Using Neural Network and Logistic Regression. **Journal of the Indian Society of Remote Sensing**, v. 44, n. 6, p. 885- 894, 2016.

- GUO, Futao et al. Wildfire ignition in the forests of southeast China: Identifying drivers and spatial distribution to predict wildfire likelihood. **Applied Geography**, v. 66, p. 12-21, 2016.
- HAYKIN, S. **Neural Networks - A comprehensive Foundation**. New Jersey, USA: Ed. Prentice Hall, 1998. ISBN:013273301
- HERNANDEZ-LEAL et al, A. Fire risk assessment using satellite data. **Advances in Space research**, v. 37, n. 4, p. 741-746, 2006.
- JAISWAL, Rajeev Kumar et al. Forest fire risk zone mapping from satellite imagery and GIS. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 4, n. 1, p. 1-10, 2002.
- NASCIMENTO, Janaína Corrêa do. AMARAL, Renato Silva do. PONTES, Altem Nascimento. Determinação do grau de perigo de incêndios por meio da fórmula de monte alegre em municípios do estado do Pará, Brasil. **Revista Sodebras** [on line]. v. 8, n.94, p. 24-28, out./2013. ISSN 1809-3957. Disponível em: <<http://www.sodebras.com.br/edicoes/N94.pdf>>. Acesso em 11 out. 2017.
- NUNES, José Renato Soares; SOARES, Ronaldo Viana; BATISTA, Antônio Carlos. FMA+-um novo índice de perigo de incêndios florestais para o Estado do Paraná, Brasil. **Floresta**, v. 36, n. 1, 2006.
- OLIVEIRA, André; NERO, Marcelo. Application of Fuzzy Logic in Prediction of Fire in João Pessoa City- Brazil. In: **Geo-Informatics in Resource Management and Sustainable Ecosystem**. Springer, Berlin, Heidelberg, p. 323-334, 2013.
- RIBEIRO, L.et al. Zoneamento de Riscos de Incêndios Florestais para a Fazenda Experimental do Canguiri, Pinhais (PR). **Floresta**, Curitiba, PR, v. 38, n. 3, jul./set de 2008.
- SAATY, T. L. A scaling method for priorities in hierarchical structures. **Journal of Mathematical Psychology**, v.15, n. 3, p. 234-281, 1977.
- SARAGIOTO, S.R. P. PEREIRA, W.N. A. Lógica “fuzzy” aplicada ao controlador de velocidade de uma linha de montagem de eixos de veículos. **Revista Sodebras** [on line]. v. 7, n.83, p. 29-35, nov./2012. ISSN 1809-3957. Disponível em: <<http://www.sodebras.com.br/edicoes/N83.pdf>>. Acesso em 11 out. 2017.
- SILVA, Isaac da. DB; PONTES JR, Antonio CF. Elaboração de um fator de risco de incêndios florestais utilizando lógica fuzzy. **Biomatemática**, v. 21, p. 113-128, 2011.
- SOARES, Ronaldo Viana. Desempenho da "fórmula de monte alegre" índice brasileiro de perigo de incêndios florestais. **Cerne**, V.4, N.1, p.087-099, Lavras-MG, 1998.
- STEINER, I. PORTELLA, J.A.Z. PACHECO, M.A Lógica fuzzy e séries temporais integradas à tomada de decisão de investimentos. **Revista Sodebras** [on line]. v. 8, n.91, p. 50-57, Jul./2013. ISSN 1809-3957. Disponível em: <<http://www.sodebras.com.br/edicoes/N91.pdf>>. Acesso em 11 out. 2017.
- ZADEH, Lotfi A. Fuzzy sets. **Information and control**, v. 8, n. 3, p. 338-353, 1965.

VI. COPYRIGHT

Direitos autorais: Os autores são os únicos responsáveis pelo material incluído no artigo.