

# Efeito da Temperatura Mínima do Ar na Estimativa do Perigo de Incêndios Florestais Utilizando Sistemas Dinâmicos Fuzzy

Isaac Silva<sup>1</sup>, Laécio Barros<sup>2</sup>, Marcos Eduardo Valle<sup>2</sup>, and João Meyer<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Universidade Federal do Acre. Rio Branco – AC, Brasil.

<sup>2</sup> Universidade Estadual de Campinas. Campinas – SP, Brasil.

{i134328,d160909}@unicamp.br

{laeciocb, valle}@ime.unicamp.br

**Resumo** A utilização de um índice de perigo de incêndio é essencial para planejamentos eficientes e medidas de prevenção e combate aos incêndios florestais. Nesse contexto, os autores desenvolveram recentemente um modelo para o índice de perigo de incêndios florestais usando sistemas baseados em regras fuzzy. Apesar dos resultados promissores obtidos num estudo de caso utilizando dados climáticos da cidade de Rio Branco - AC, o modelo desenvolvido anteriormente pelos autores estimam o perigo de incêndio usando apenas a umidade relativa do ar e a precipitação pluvial diária. Nesse artigo estudamos os efeitos da inserção de uma variável: temperatura mínima do ar. Tal como nos estudos anteriores, dados relativos aos anos de 2003 a 2014 foram utilizados para estimar o perigo de incêndio para o ano de 2014. Por meio de uma classificação binária, o modelo proposto utilizando a temperatura mínima superou o obtido com a umidade relativa do ar, com uma acurácia de 61,64% com área abaixo da curva ROC de 0,8807.

**Palavras-chave** Amazônia, perigo de incêndio florestal, sistemas dinâmicos fuzzy, sistemas baseados em regras fuzzy.

## 1 Introdução

Incêndios florestais que ocorrem na Amazônia, como um todo, são o resultado de severas secas que ocorrem na região combinadas com práticas de queimadas para limpeza de clareiras, que muitas vezes se tornam incontroláveis. O impacto ambiental gerado pela queima afeta a qualidade do solo e do ar, a floresta fica cada vez mais propensa a novos incêndios, a biodiversidade é destruída, além de muitos outros efeitos negativos [2].

O início dos incêndios florestais, sua propagação e intensidade estão associados aos seguintes fatores ambientais: cobertura vegetal, relevo, condições climáticas, material combustível. Cada um deles tem contribuição distinta para o grau de risco de incêndios local [15,10]. A utilização de dados meteorológicos precisos é extremamente importante para o planejamento de prevenção e para o combate aos incêndios florestais.

Os impactos gerados pela seca e pelos incêndios florestais têm grande influência no futuro das sociedades da Amazônia. A atividade humana no planeta induz mudanças climáticas que podem gerar o aumento da temperatura mas também alterar a distribuição de chuvas o que pode causar efeitos sobre as secas que podem ocorrer no futuro, tornando-as mais extensas e frequentes e pode deixar a sociedade cada vez mais vulnerável a eventos extremos [1].

Durante a expansão da economia da borracha no fim do século XIX, o Estado do Acre desempenhou um papel relevante na história da região amazônica pela produtividade dos seringais presentes no local e pela riqueza natural dos rios acreanos. Em 2005 houve um período de estiagem longo e severo na Amazônia que contribuiu para que as atividades de queimadas começassem mais cedo do que o normal (entre os meses de agosto e setembro) e para a ocorrência de incêndios florestais nunca registrados nessa região e que comprometeram grandes áreas de floresta nativa [1,12].

O modelo de perigo de incêndio florestal proposto por [14] utiliza as variáveis umidade relativa do ar e precipitação diária como entrada de um sistema dinâmico fuzzy que é utilizado para gerar uma série temporal de valores de perigo de incêndio.

Tendo em vista que diversos trabalhos na literatura [12,11,6,10] apontam que a temperatura do ar é uma variável relevante na estimativa dos índices associados a incêndios florestais, desejamos acrescentar essa variável, mais especificamente a temperatura mínima do ar, ao modelo matemático de incêndio proposto por [14] para analisar quais mudanças ocorrem no comportamento desse modelo, desde a viabilidade de construção da base de regras até o resultados quantitativos e qualitativos.

Resumindo, o objetivo central deste trabalho é acrescentar a variável temperatura mínima do ar ao modelo de perigo de incêndio florestal proposto por [14]. O estudo de caso para a cidade de Rio Branco, capital do Estado do Acre, com dados reais dos anos de 2003 a 2014 também foi reproduzido nesse trabalho.

## 2 Modelo para o Perigo de Incêndio Florestal

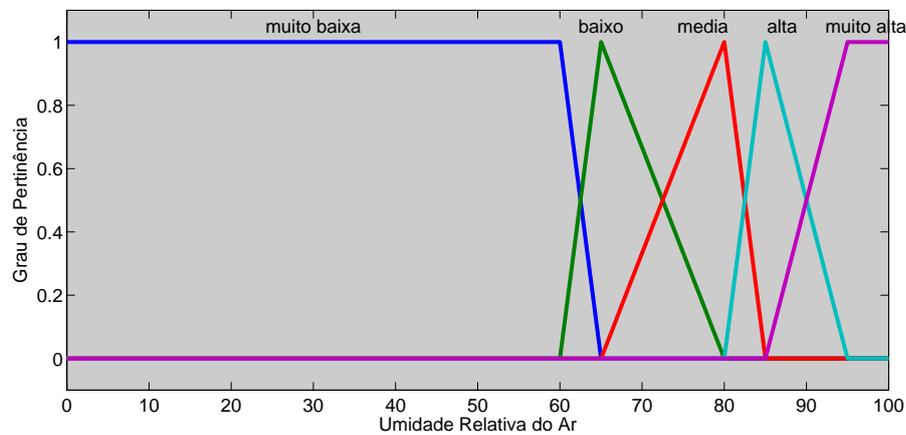
Um subconjunto fuzzy  $F$  de  $U$  é caracterizado por uma função  $\varphi_F : U \rightarrow [0, 1]$ , denominada função de pertinência de  $F$ , associando a cada  $x \in U$  o grau de pertinência  $\varphi_F(x)$  de  $x$  em  $F$  [3]. Na teoria de conjuntos fuzzy, as variáveis linguísticas têm papel importante. Variável linguística é um substantivo e seus valores são adjetivos. Os conjuntos fuzzy representam os estados (adjetivos) da variável linguística que, em geral, são expressos por termos subjetivos como *grande*, *pouco*, *baixo*, entre outros e modelados por conjuntos fuzzy [13,3].

Nesse trabalho, propomos um modelo para o risco de incêndio baseado nas variáveis (linguísticas) umidade relativa do ar, precipitação pluvial e temperatura mínima (gráficos apresentados nas Figuras 1, 2 e 3). Especificamente, determinamos a variação  $\Delta$  do perigo de incêndio florestal no instante de tempo  $t$  (gráfico na Figura 4) como uma função de umidade relativa do ar,  $U_t$ , da precipitação pluvial  $P_t$  e da temperatura mínima do ar  $Tm_t$ , ou seja,  $\Delta \equiv \Delta(U_t, P_t, Tm_t)$ .

Finalmente, o perigo de incêndio dependente de variáveis climáticas bem como de dados históricos sobre a ocorrência ou não dos focos de calor (*hot pixels*) em cada instante  $t$  [14].

A variação do perigo de incêndio é determinado usando um sistema baseado em regras fuzzy (SBRF). Essencialmente, um SBRF possui quatro componentes principais: um processador de entrada (ou fuzzificador), uma base de regras fuzzy, um método de inferência fuzzy e um processador de saída (ou defuzzificador) que produz um número real como sua saída [13,3].

Nesse trabalho utilizamos o método de inferência de Mamdani e o método do centro de gravidade para defuzzificação [3]. A base de regras é composta de sentenças qualitativas como: “Se a umidade do ar está muito alta, a precipitação está muito alta, e a temperatura mínima é baixa, então o perigo de incêndio florestal diminui”.

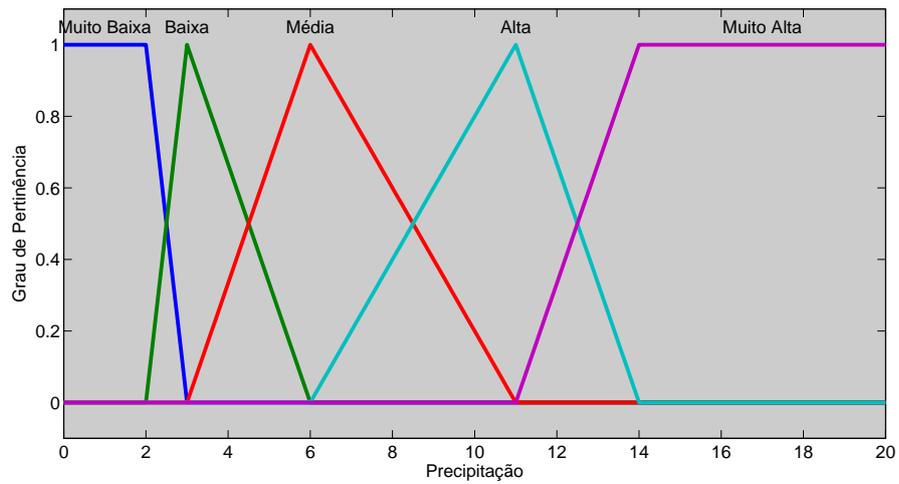


**Figura 1.** Variável linguística: umidade relativa do ar (%).

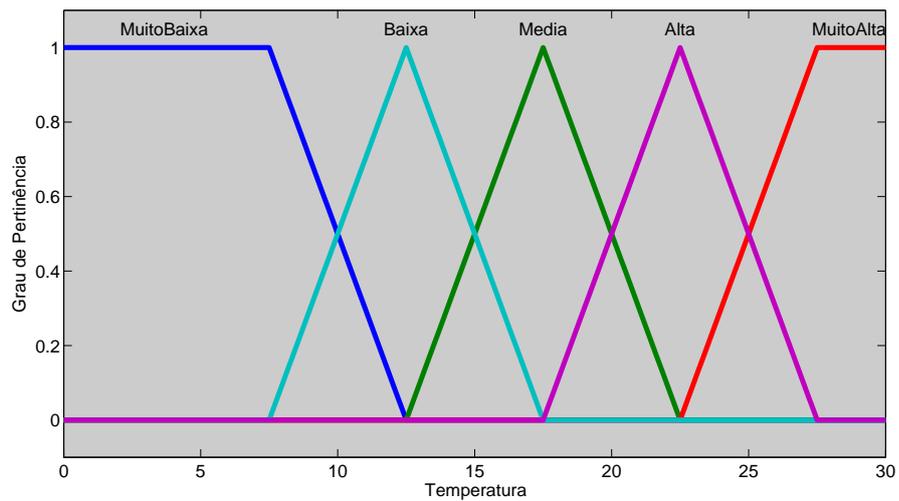
Nesse trabalho, o perigo de incêndio corresponde à uma série temporal que é construída usando uma média móvel. Especificamente, o perigo de incêndio  $\pi_t$  num instante de tempo  $t$  é determinado a partir de uma média aritmética entre a variação do perigo  $\Delta(U_t, P_t, Tm_t)$  do instante  $t$  com os valores de perigo de incêndio de  $n$  atrasos da série temporal. Formalmente, o perigo de incêndio florestal  $\pi_t$  no instante  $t$  é determinado pela equação

$$\pi_t = \min \left\{ 1, \max \left[ 0, \left( \frac{1}{n+1} \sum_{i=1}^n \pi_{t-i} + \frac{1}{n+1} \Delta(U_t, P_t, Tm_t) \right) \right] \right\}, \quad (1)$$

em que  $n$  é o número de atrasos no tempo e  $\Delta(U_t, P_t, Tm_t)$  é a variação do perigo de incêndio obtido pelo SBRF. Destacamos que as justificativas para a construção dessa fórmula podem ser encontradas em [14]. Além disso, o valor de  $n$  pode ser obtido a partir do uso de alguma técnica estatística aplicada aos



**Figura 2.** Variável linguística: precipitação diária em mm.



**Figura 3.** Variável linguística: temperatura mínima do ar em °C.

dados da série histórica como, por exemplo, a *10-fold cross validation* adotada em [14].

A Figura 5 ilustra a arquitetura do modelo do sistema dinâmico fuzzy proposto [14].

Na próxima seção, aplicamos o modelo aos dados referentes à cidade de Rio Branco-AC do ano de 2014.

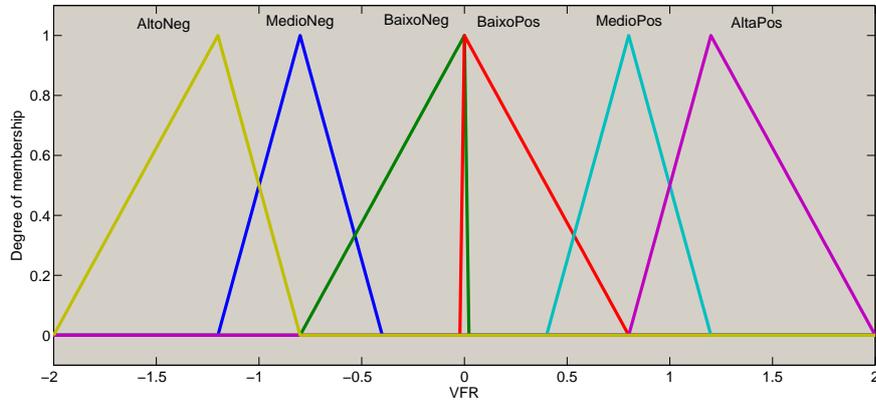


Figura 4. Variável linguística variação do perigo  $\Delta(U_t, T_m_t, P_t)$

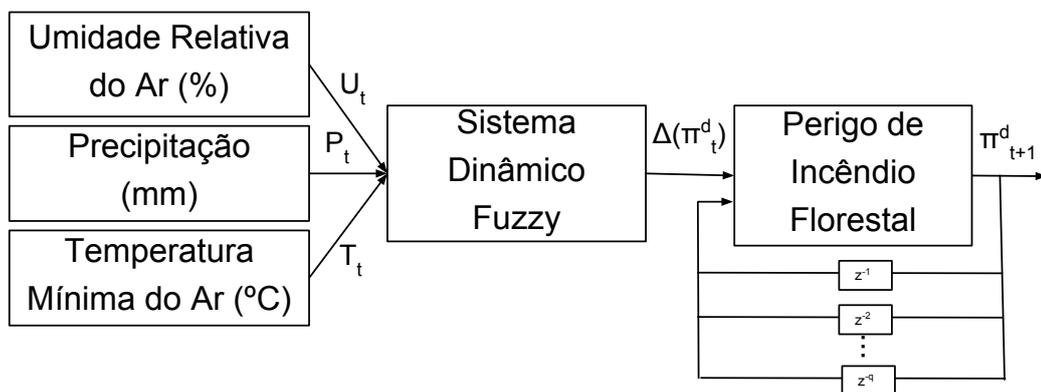


Figura 5. Diagrama em blocos da estrutura do sistema dinâmico fuzzy utilizado em [14]

### 3 Estudo de Caso: Estado do Acre

O modelo de perigo de incêndio florestal proposto na seção anterior será avaliado a partir de dados reais de umidade relativa do ar, temperatura mínima e precipitação diária e ocorrência de focos de calor de Rio Branco-AC em 2014.

As variáveis linguísticas de entrada *umidade relativa do ar*, *precipitação pluvial* e *temperatura mínima do ar* assumem as classificações: MUITO BAIXA, BAIXA, MÉDIA, ALTA, MUITO ALTA, conforme mostrado nas Figuras 1, 2 e 3. A variável de saída do SBRF, chamada *variação do perigo de incêndio*  $\Delta \equiv \Delta(U_t, P_t, Tm_t)$ , é descrita pelos conjuntos fuzzy apresentados na Figura 4.

Em virtude da base de regras utilizadas no SBRF ser formada por 125 regras, apenas cinco são apresentadas abaixo:

1. SE (Umidade é muito baixa) E (Precipitação é baixa) E (Temperatura Mínima é média) ENTÃO Variação do perigo de incêndio é baixa positiva.
2. SE (Umidade é baixa) E (Precipitação é média) E (Temperatura Mínima é Muito Baixa) ENTÃO Variação do perigo de incêndio é alta negativa.
3. SE (Umidade é média) E (Precipitação é média) E (Temperatura Mínima é Muito Alta) ENTÃO Variação do perigo de incêndio é alta negativa.
4. SE (Umidade é baixa) E (Precipitação é muito alta) E (Temperatura Mínima é muito baixa) ENTÃO Variação do perigo de incêndio é média positiva.
5. SE (Umidade é alta) E (Precipitação é muito alta) E (Temperatura Mínima é Alta) ENTÃO Variação do perigo de incêndio é média negativa.

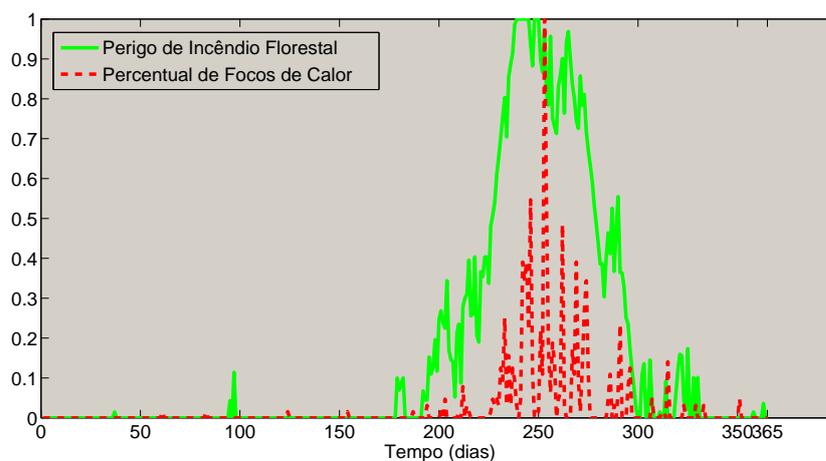
Tanto os suportes dos conjuntos fuzzy para as variáveis linguísticas quanto a base de regras do sistema fuzzy foram ajustados a partir de informações fornecidas por especialistas e das informações de umidade, temperatura, precipitação e focos de calor da cidade de Rio Branco nos anos de 2003 a 2013 [8,9].

A simulação realizada para validar o ajuste realizado considerou os dados climáticos e de focos de calor de Rio Branco-AC para os 365 dias do ano de 2014. Após a simulação, podemos visualizar a série temporal de valores de perigo de incêndio conjuntamente com o percentual de focos de calor ocorridos no mesmo período. A Figura 7 ilustra esse fato.

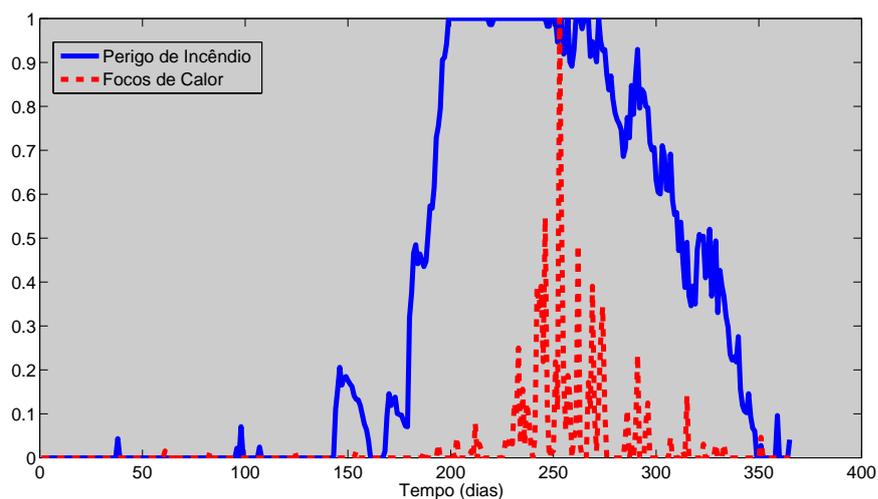
Recomendamos a condição inicial do sistema dinâmico (perigo de incêndio florestal inicial) como sendo  $\pi_0 = 0$  pelo fato de que no primeiro dia do ano o Acre está em pleno período chuvoso e, salvo raras exceções, nesse período não há ocorrências de focos de calor. A partir daí, para cada dia  $t$ ,  $\Delta(U_t, Tm_t, P_t)$  e a média com  $n$  atrasos no tempo são calculados.

#### 3.1 Resultados

Os gráficos das Figuras 6 e 7 apresentam as simulações referentes aos dois modelos matemáticos em questão e constituem o principal resultado desse trabalho. O primeiro modelo (proposto por [14]) possui somente como variáveis de entrada a umidade relativa do ar e a precipitação pluvial, o segundo modelo acrescenta a variável temperatura mínima do ar.



**Figura 6.** Focos de calor e série temporal obtida a partir do modelo de sistema fuzzy sem a variável temperatura mínima do ar.



**Figura 7.** Focos de calor e série temporal obtida a partir do modelo de sistema fuzzy sem a variável temperatura mínima do ar.

Observando os gráficos das Figuras 6 e 7, podemos perceber que houve mudança qualitativa na série temporal do perigo de incêndio ambas são muito próximas, mas é possível verificar que realizando ajustes nos suportes dos conjuntos fuzzy da variável linguística da temperatura mínima é possível realizar um ajuste fino do comportamento do modelo e fornecer uma resposta do modelo ainda mais próxima do comportamento da ocorrência de focos de calor no tempo.

Para avaliar quantitativamente a estimativa do perigo de incêndio ( $\pi_t$ ), utilizamos uma classificação binária utilizando a ocorrência de focos de calor  $F_t$  e

o **Alerta Climático Dinâmico**  $\alpha_t^d$  definido da seguinte forma:

$$\alpha_t^d = \begin{cases} 1, & \text{se } \pi_t^d > 0, \\ 0, & \text{c. c..} \end{cases} \quad (2)$$

Consideramos os resultados obtidos como uma classificação binária na qual, para cada instante de tempo  $t$ , o verdadeiro positivo (tp) é caracterizado por  $\alpha_t^d = 1$  (perigo é positivo) e  $F_t = 1$ , (houve a ocorrência de foco de calor). De forma análoga, o verdadeiro negativo (tn) ocorre quando  $\alpha_t^d = 0$  e  $F_t = 0$ . O falso negativo (fn) ocorre quando  $\alpha_t^d = 0$  e  $F_t = 1$  e, por fim, para o falso positivo (fp) temos  $\alpha_t^d = 1$  e  $F_t = 0$ . A Tabela 1 resume essas ideias.

**Tabela 1.** Classificação utilizada para avaliar a eficiência do modelo de perigo de incêndio florestal.

Classificação	Alerta Climático ( $\alpha_t$ )	Ocorrência $F_t$
Verdadeiro Positivo (tp)	1	1
Verdadeiro Negativo (tn)	0	0
Falso Positivo (fp)	1	0
Falso Negativo (fn)	0	1

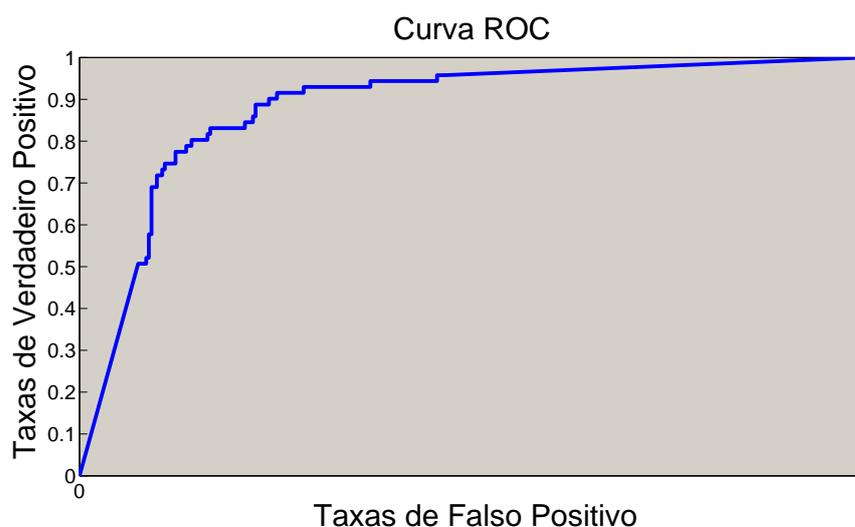
A qualidade da modelagem será indicada pela área abaixo da curva ROC associada à classificação realizada. Foram utilizadas também as áreas abaixo das curvas ROC (do inglês *Receiver Operator Characteristic*) que são comumente usadas para apresentar os resultados de problemas de decisão binária em aprendizado de máquina [7,4,5]. Quanto mais próximas de 1 (um) essas duas medidas, melhor o desempenho do classificador.

Com essa metodologia, após serem predito os valores do perigo de incêndio com a variável de entrada **temperatura mínima do ar** para o ano de 2014, obteve-se área abaixo da curva ROC obtida foi de 0,8807. Para a modelagem original sem a temperatura foi obtido o valor de AUC igual a 0,8706. As Figuras 8 e 9 apresentam as curvas ROC obtidas.

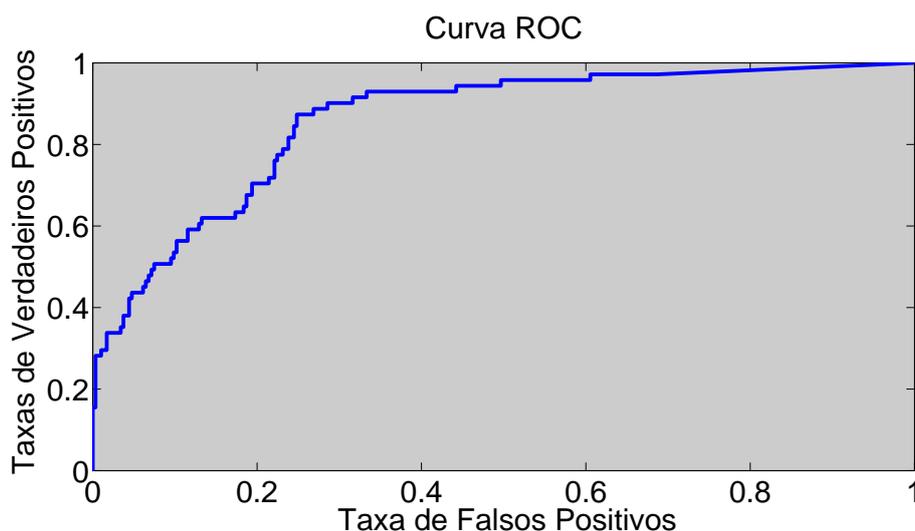
## 4 Conclusões

O trabalho desenvolvido modela o perigo de incêndio que está associado à variação dos fatores climáticos durante um ano completo. As informações utilizadas no modelo foram obtidas de especialistas e de observação da ocorrência dos focos de calor associando-os aos fatores climáticos. A estimativa do perigo de incêndio para o ano de 2014 foi avaliada a partir de uma classificação binária, na qual obteve-se acurácia de 0,6164 e área abaixo da curva ROC obtida foi de 0,8807.

Os desempenhos de ambos os modelos com ou sem temperatura mínima do ar foram bastante próximos, tanto qualitativamente quanto quantitativamente. Apesar de parecer inconclusivo nossos testes, devemos lembrar que a complexidade do modelo que inclui a variável temperatura é bem maior, o número de regras na base de regras aumentou significativamente e a possibilidade de ajuste do



**Figura 8.** Curva ROC para o perigo de incêndio florestal dependente da temperatura mínima do ar



**Figura 9.** Curva ROC obtida da classificação realizada para avaliar o modelo de perigo de incêndio florestal sem temperatura mínima do ar.

modelo para a substituição da temperatura mínima pelas temperaturas máxima e média é bem maior para o modelo apresentado nesse trabalho.

Uma desvantagem desse modelo reside no fato que a inserção de mais variáveis é bem complicada haja vista o crescimento geométrico do número de regras.

Uma vantagem consiste na facilidade de implementação computacional e na facilidade de ajuste dos parâmetros do modelo por especialistas na área.

Dessa forma, como os desempenhos dos modelos de perigo de incêndio florestal foram próximos, acreditamos que o estudo do modelo com temperatura

traz uma maior amplitude, possibilidade de ajustes futuros e proximidade com a realidade para a modelagem desse índice.

## Agradecimentos

O segundo autor agradece ao CNPQ (processo 305862/2013-8).

## Referências

1. Acre, G.E.A.: Zoneamento Ecológico-Econômico do Estado do Acre, Fase II (Escala 1:250.000): Documento Síntese. Rio Branco: SEMA (2010)
2. Acre, G.E.A.: Plano integrado de prevenção, controle e combate às queimadas e aos incêndios florestais do Estado do Acre. 3<sup>a</sup> ed. Rio Branco: SEMA (2013)
3. Barros, L. C.; Bassanezi, R. C.; Lodwick, W. A. A First Course in Fuzzy Logic, Fuzzy Dynamical Systems, and Biomathematics. 1. ed. [S.l.]: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2017. v. 347. 299 p. ISBN 978-3-662-53322-2.
4. Bradley, A. P. The use of the area under the roc curve in the evaluation of machine learning algorithms. *Pattern Recognition*, v. 30, n. 7, p. 1145 – 1159, 1997. ISSN 0031-3203.
5. Braga, A. C. S. Curvas ROC: aspectos funcionais e aplicações. Tese (Tese de Doutorado) — Universidade do Minho, 2000.
6. Brown, A. A. and Davis, K. P.: *Forest Fire: Control and use*. 2<sup>a</sup> McGraw Hill, New York (1973)
7. Davis, J., Goadrich, M.: The Relationship Between Precision-Recall and ROC Curves. *Proceedings of the International Conference on Machine Learning*. pp. 233-240, Pittsburgh PA (2006)
8. Divisão de Processamento de Imagens, <http://www.dpi.inpe.br/>
9. Instituto Nacional de Meteorologia, <http://www.inmet.gov.br>
10. Nunes, J.R.S., Soares, R.V., Batista, A.C.: Ajuste da Fórmula de Monte Alegre Alterada (FMA+) Para o Estado do Paraná. *J. Flor.* 37, 1–14 (2007)
11. Nunes, J.R.S., Soares, R.V., Batista, A.C.: *Manual de prevenção e combate a incêndios florestais*. 2<sup>a</sup> ed. Editado pelos autores, Curitiba (2008)
12. Pantoja, N. V., Brown, I. F. Estimativas de áreas afetadas pelo fogo no leste do acre associadas à seca de 2005. In: *Anais do XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR)*. Natal, Brazil: [s.n.], 6029–6036 (2009)
13. Pedrycz, W., Gomide, F. *Fuzzy Systems Engineering: Toward human-centric computing*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2007. ISBN 9780470168967.
14. Silva, I. D. B. *Sistema de Alerta de Incêndio Florestal*. Tese de Doutorado. Universidade Estadual de Campinas (2017)
15. Soares, R.V., Batista, A.C.: *Incêndios Florestais: controle, efeitos e uso do fogo*. Editado pelos autores, Curitiba (2007)