Biomatemática ***27 (1)*** *2017, 1–18* ***ISSN 1679-365X***
Uma Publicação do Grupo de Biomatemática IMECC – UNICAMP

Modelagem de risco e perigo de incêndios florestais com simulações de propagação

Isaac D. B. Silva[1],

Diego F. Gomes[2], Jônathas D. S. Oliveira[3],
Marcos E. Valle[4], Laécio C. Barros[5], João F. C. A. Meyer[6],
DMA – IMECC – Unicamp, 13.083-859 - Campinas/SP, Brasil.

Resumo. Este trabalho visa modelar o perigo e o risco de incêndios florestais utilizando duas ferramentas matemáticas distintas: um sistema dinâmico fuzzy e um classificador do tipo k-NN (k-NN é o acrônimo de k-Nearest Neighbors). As variáveis de entrada do primeiro são umidade relativa do ar e precipitação pluvial e a saída gera uma série temporal que modela o perigo de incêndios. O segundo tem como entradas as variáveis geográficas: altitude, tipologia florestal e as distâncias para curso d'água e para estradas mais próximos enquanto a saída é a probabilidade condicional da classe ω_1 (que representa a presença de focos de calor), dado que o padrão de teste x_t foi classificado. Esses dois índices são utilizados para simular a propagação de incêndios florestais a partir da metodologia dos autômatos celulares. O estudo é realizado para o Estado do Acre com informações geo-referenciadas dos anos de 2003 a 2014. A acurácia do classificador k-NN foi de $84,3\%$ junto a um conjunto de teste e apenas para um percentual de $4,52\%$ de focos de calor ocorridos em 2014 foi atribuído risco zero. A estimativa do risco temporal para o ano de 2014 foi avaliada por meio de uma classificação binária, na qual obteve-se acurácia de $73,97\%$ com área abaixo da curva ROC de $87,94\%$. Após a simulação de propagação de incêndios utilizando os autômatos celulares verificou-se que $62,86\%$ dos focos de calor que ocorreram em 2014 pertencem a células que foram atingidas pelo "incêndio".

[1]isaacdbs@yahoo.com.br
[2]d160909@unicamp.br
[3]j153852@unicamp.br
[4]valle@ime.unicamp.br
[5]laeciocb@ime.unicamp.br
[6]joni@ime.unicamp.br

Palavras-chave: *Incêndios Florestais, Classificador k-NN, Sistema Fuzzy, Autômatos Celulares.*

1. Introdução

A floresta amazônica possui grande importância não só para a população local, mas também para o restante do mundo. Os incêndios florestais que ocorrem na Amazônia como um todo, são o resultado de severas secas e das práticas de corte-queima para a limpeza de roçados que muitas vezes se tornam incontroláveis. O impacto ambiental gerado pelas queimadas atinge a qualidade do solo e do ar e, consequentemente, a biodiversidade é alterada (Acre, 2010).

A literatura diferencia os conceitos de *índice de risco* e *perigo de incêndios*. Enquanto o primeiro está associado à probabilidade de um incêndio se iniciar em função da presença e/ou atividades de agentes causadores (nesse trabalho: altitude, tipologia florestal, distâncias para estrada e curso d'água); o segundo relaciona-se às características do material combustível (caráter permanente) e condições climáticas (caráter variável) - nesse trabalho foram utilizadas apenas umidade relativa do ar e precipitação pluvial - que predispõem à ignição do incêndio ou representam dificuldade para a extinção (Brown e Davis, 1973) .

O objetivo central deste trabalho é modelar o risco e o perigo de incêndios: o perigo de incêndio vai ser caracterizado apenas de fatores climáticos e que denominaremos de risco temporal R_t e o outro depende apenas de variáveis espaciais e será denominado risco espacial R_e. Foi elaborado um estudo de caso para o Estado do Acre com dados geo-referenciados dos anos de 2003 a 2014.

O trabalho está organizado da seguinte forma: na Seção 2 será discutido o cálculo do risco temporal de incêndios que envolve um sistema dinâmico p-fuzzy. Na Seção 3 será discutido o risco espacial que é obtido partir da classificação realizada por um kNN. A propagação de incêndios florestais será discutida a partir da metodologia dos autômatos celulares na Seção 4. Em todas as seções são apresentadas a metodologia e um caso de estudo para o Estado do Acre. O trabalho termina com as conclusões na Seção 5.

2. Risco de incêndio temporal e sistema fuzzy

Seja U um conjunto clássico; um subconjunto fuzzy F de U é caracterizado por uma função $\varphi_F : U \to [0,1]$, denominada função de pertinência de F, associando a cada $x \in U$ o grau de pertinência $\varphi_F(x)$ de x em F (Barros e Bassanezi, 2010).

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 (Cecconello, 2006).

Um sistema baseado em regras fuzzy, essencialmente, 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), gerando um número real como sua saída (Pedrycz e Gomide, 2007).

O método de inferência utilizado neste trabalho é o de Mamdani e a defuzzificação foi realizada através do método do Centro de Gravidade(Barros e Bassanezi, 2010).

O sistema proposto neste trabalho foi baseado no sistema dinâmico p-fuzzy estudado em Silva (2005), e dado por

$$R_{t+1} = max(0, R_t + \Delta(R_t)) \tag{2.1}$$

onde R_t é o risco temporal no instante t, $\Delta(R_t) = f(U_t, P_t)$ é a variação do risco e f é obtida por um sistema baseado em regras fuzzy, no qual as variáveis linguísticas de entrada são a umidade relativa do ar U_t e precipitação pluvial total diária P_t no instante t, como pode ser visualizado no diagrama da Figura 1.

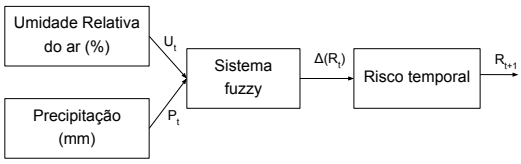


Figura 1: Diagrama em blocos do sistema fuzzy para o risco temporal

O risco temporal definido dessa forma é um valor real e positivo para cada t. A seguir, encontra-se estudo para o Estado do Acre a partir desse modelo.

2.1. Estudo de Caso 1: Estado do Acre

As variáveis linguísticas de entrada *umidade relativa do ar* e *precipitação pluvial* assumem as classificações: MUITO BAIXA, BAIXA, MÉDIA, ALTA, MUITO ALTA.

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, precipitação e focos de calor da cidade de Rio Branco nos anos de 2003 a 2013 (Brasil, 2011; Inpe, 2011). Por simplificação e ausência de um número considerável de estações meteorológicas (o Estado possui apenas três estações meteorológicas registradas em Brasil (2011)), os dados climáticos da capital Rio Branco foram considerados para o Estado do Acre inteiro.

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, a série temporal gerada foi normalizada (norma do máximo) para que pudesse ser realizada a comparação com o percentual de focos de calor ocorridos no mesmo período. A Figura 2 ilustra esse fato.

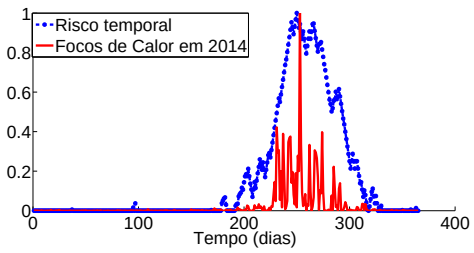


Figura 2: Focos de calor e risco temporal para o ano de 2014.

Para avaliar a qualidade da estimativa do risco temporal, considerou-se os resultados obtidos como uma classificação binária, na qual, para cada instante de tempo t, R_t pertence à classe 1 (ω_1) se há ocorrência de foco de calor no dia t e se não há ocorrência de foco de calor no dia t, R_t pertence à classe 0 (ω_0). O verdadeiro positivo (vp) é caracterizado quando R_t pertence

à classe ω_1 e é positivo. Da mesma forma, o verdadeiro negativo (vn) ocorre quando R_t pertence à classe ω_0 e é nulo. Para o falso negativo (fn) temos $R_t = 0$ e $R_t \in \omega_1$ e o falso positivo (fp) possui a característica de $R_t > 0$ e $R_t \in \omega_0$. A Tabela 1 resume essas ideias.

Tabela 1: Classificação utilizada para medir a eficiência do risco temporal

Classificação	Risco temporal (R_t)	Classe de R_t
Verdadeiro positivo (vp)	positivo	ω_1
Verdadeiro negativo (vn)	nulo	ω_0
Falso positivo (fp)	positivo	ω_0
Falso negativo (fn)	nulo	ω_1

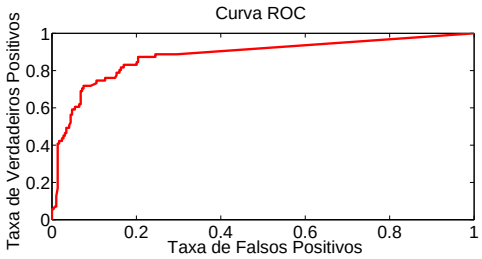


Figura 3: Curva ROC para o risco temporal

Com essa metodologia, após serem preditos os riscos temporais para o ano de 2014, obteve-se acurácia=$73,97\%$ e a área abaixo da curva ROC é $0,8794$. As curvas ROC (do inglês *Receiver Operator Characteristic*) são comumente usadas para apresentar os resultados de problemas de decisão binária em aprendizado de máquina (Davis e Goadrich, 2006). Quanto mais próximas de 1 (um) essas duas medidas, melhor o desempenho do classificador. A Figura 3 apresenta a curva ROC obtida.

3. O risco espacial e o problema de classificação

Outro estudo de interesse foi obter um mapeamento R_e que associou variáveis espaciais de um domínio $\Omega \subset \mathbb{R}^n$ ao conjunto imagem $\mathbb{R}$ tal que para cada $x \in \mathbb{R}^n$, $y = R_e(x) \in [0,1]$ é o risco de incêndio espacial associado a

x. Para atingir esse objetivo, o problema de obter esse mapeamento foi reformulado para um problema de classificação binária e, a partir de informações geo-referenciadas sobre as variáveis independentes e dependentes, utilizou-se de técnicas de aprendizado computacional para obter um processo de classificação eficiente e o risco espacial foi definido como a probabilidade condicional da classe ω_1 (presença de focos de calor) dado que o padrão x_t foi classificado.

As variáveis de entrada escolhidas para o classificador são: altitude, tipologia, distância para curso d'água e distância para a estrada mais próximos, todas geo-referenciadas. A variável de saída é binária e representa a presença (classe ω_1) ou não (classe ω_0) de foco na célula considerada.

O diagrama da Figura 4 ilustra o modelo do classificador proposto.

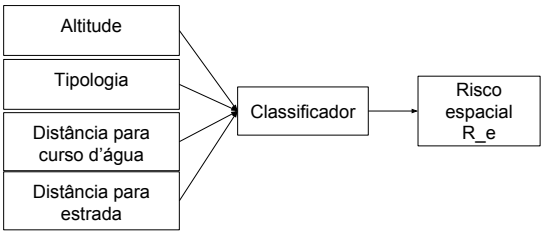


Figura 4: Diagrama em blocos do classificador

Após a separação dos dados em conjunto de treinamento e teste, realizou-se o treinamento com o classificador escolhido e averiguou-se o desempenho do mesmo a partir do cálculo do erro junto ao conjunto de teste. Quanto menor o erro de classificação junto ao conjunto de teste, melhor será a estimativa do risco espacial. Efetuou-se a predição da classe para o conjunto completo dos dados que recobrem o domínio Ω, e, assim, obteve-se um mapeamento geográfico do risco espacial, no qual, para cada ponto da discretização do domínio associou-se a probabilidade condicional em relação à classe $\omega 1$ dado que o ponto foi classificado, o que sugere a seguinte definição.

Define-se aqui o risco incêndio espacial pela Fórmula:

$$R_e = P(\omega_1 | x_t) \tag{3.2}$$

onde $P(\omega_1|x_t)$ é a probabilidade condicional da classe ser ω_1 dado que o padrão x_t foi classificado. A probabilidade condicional da Fórmula 3.2 pode ser calculada pelo teorema de Bayes Webb (2002).

3.1. Estudo de Caso 2: Estado do Acre

Com a metodologia da seção anterior, foi obtido o risco espacial para o Estado do Acre. Os mapas geo-referenciados foram obtidos a partir do Zoneamento Ecológico Econômico do Estado do Acre fornecidos pela Fundação de Tecnologia do Estado do Acre - FUNTAC. O banco de dados que originou os conjuntos de treinamento e validação foi obtido a partir do cruzamento de informações geo-referenciadas de uma malha de retângulos (células) que recobre o Estado do Acre com focos de calor ocorridos nesse Estado no período de 2003 a 2013 (Acre, 2010).

Ao realizar testes de classificação com várias técnicas, o classificador que apresentou melhor desempenho, considerando os dados disponíveis, foi o classificador k-vizinhos mais próximos (k-NN do acrônimo k-Nearest Neighbors). Esse classificador possui aprendizagem baseada em memória e identifica a classe de um determinado vetor de teste x_t a partir do voto majoritário dos k vizinhos mais próximos de x_t (Haykin, 2001).

Em virtude da ocorrência de focos de calor ser diferente entre o leste e oeste do Estado do Acre, houve a necessidade de separar os dados (conjuntos Leste e Oeste) antes do treinamento ser realizado. Para cada um desses dois conjuntos, separou-se os dados em dois conjuntos: 85% dos dados para o conjunto de treinamento e 15% para o de teste.

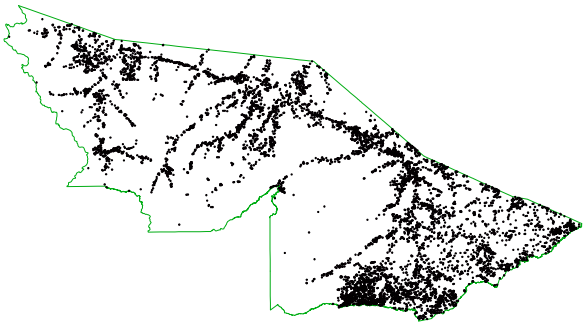
Para estimar o valor ótimo para k utilizou-se, com os dados de treinamento, a técnica de validação cruzada com dez pastas (10-fold cross validation) da seguinte forma: para cada valor de k ($k = 1, \ldots, 50$), obteve-se o Hamming Loss de validação médio entre os 10 treinamentos. O valor de k escolhido é aquele que corresponde ao menor valor de Hamming Loss médio. Esse procedimento foi repetido para os dois conjuntos (Leste e Oeste). Os valor ótimo de k_d (nº de vizinhos para o conjunto direita) foi igual a 21 com um Hamming Loss médio de $16,74\%$ e de k_e (nº de vizinhos para o conjunto esquerda) foi igual a 11 com um Hamming Loss médio de $12,44\%$.

O risco incêndio espacial é a probabilidade condicional da classe ω_1 (que representa a presença de focos de calor), dado que o padrão de teste x_t foi classificado, que para o classificador k-NN, é dada pela fórmula:

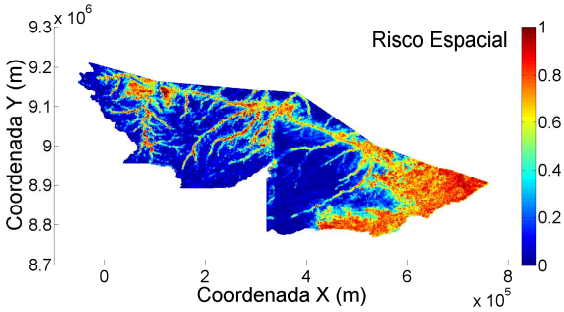
$$R_e = P(w_1|x_t) = \frac{n_{viz}}{k}, \tag{3.3}$$

onde n_{viz} é o número de vizinhos do padrão x_t que estão na classe ω_1 e k é o número total de vizinhos mais próximos Webb (2002).

Obtidos os valores de k_e e k_d ótimos, eles foram utilizados para predizer as classes dos dados do conjunto de teste. O Hamming Loss calculado junto a esse conjunto foi de $15,70\%$. Como a taxa de acerto (acurácia) do classificador k-NN foi em torno de $84,30\%$, pode-se perceber que dadas as condições espaciais de qualquer ponto do domínio, consegue-se determinar, com uma boa taxa de acerto, a ocorrência ou não de foco de calor para o período considerado. A Figura 5b ilustra a predição do risco espacial para todos os dados relativos à discretização do domínio considerado.



a) Total de focos de calor ocorridos no ano de 2014.



b) Risco de incêndio fuzzy obtido para o Estado do Acre.

Figura 5: Mapa de ocorrência de focos de calor e a predição de risco de incêndio espacial para o ano de 2014.

Para avaliar a estimativa do risco de incêndios, realizou-se a predição do risco para os 9327 focos de calor que ocorreram durante o ano de 2014 Inpe (2011). A Tabela 2 apresenta o percentual de focos de calor e do total de células do domínio que apresentam risco espacial zero e maior que 20%. Esses números

indicam que, de fato, locais com maior risco espacial estão mais propensos à ocorrência de novos focos de calor.

Tabela 2: Percentuais de focos de calor ocorridos em 2014 e do total de células do domínio

Risco Espacial	Percentual	
	Focos de Calor	Total de Células
Zero	4,52%	48,12%
Maior que 20%	80,5%	29,24%

Nesse trabalho, combinou-se o mapeamento de risco gerado pelo classificador com a série temporal obtida pela saída do sistema fuzzy para gerar simulações de propagação de incêndios. Para isso, utilizou-se a metodologia de autômatos celulares cujas regras locais de mudança de estados utilizam os valores de risco temporal (R_t) e risco espacial (R_e), conforme descritas nas seções 2 e 3, respectivamente.

4. Modelo de propagação de incêndios com Autômatos Celulares

Os Autômatos Celulares (AC) são representações matemáticas para sistemas físicos com espaço, tempo e quantidades físicas discretizados. (Wolfram, 1994).

Um autômato celular consiste em uma malha (ou "vetor") regular e uniforme com uma variável discreta em cada sítio ("célula"). O estado de um autômato celular é completamente especificado pelos valores das variáveis em cada célula. A vizinhança de uma célula (x_i, y_i) é definida como todos os sítios imediatamente adjacentes, às vezes inclui ela própria. A evolução de um autômato é realizada em passos de tempo discretos e o valor de uma variável em todas as células é atualizado simultaneamente com base nos valores das variáveis em células na sua vizinhança no passo de tempo anterior dependendo de um conjunto de regras locais definidas (Wolfram, 1994).

Pode-se representar a composição de um AC como sendo

$$U = (\mathbb{L}, \mathbb{Q}, \mathbb{R}, f),$$

onde $\mathbb{L}$ é a malha de células, $\mathbb{Q}$ o conjunto de estados que cada célula assume,

$\mathbb{R}$ a vizinhança de uma determinada célula e f a regra ou função de transição local (Adamatzky, 1994).

A malha do AC utilizado nessa tese é bidimensional e retangular e cada célula $x \in \mathbb{L}$ será denotada por suas coordenadas (x_i, y_i) no plano.

Os valores que as células assumem são conhecidas como estados e o conjunto de estados que uma célula pode assumir é representado por $\mathbb{Q}$. Para o AC que irá simular a propagação de incêndio consideramos $\mathbb{Q} = \{0, 1, 2, 3\}$ com significados descritos na Tabela 3.

Tabela 3: Estados das células do AC

0	Vazia
1	Vegetação
2	Queimando
3	Queimada

O domínio do AC foi considerado retangular e as células que não pertencem geograficamente ao estado do Acre, foram consideradas no estado 0 (zero). As células do interior e fronteira do estado foram consideradas no estado 1 (um) exceto aquelas que correspondem aos rios do estado, que também fora consideradas no estado 0 (zero) para impedirem a propagação do incêndio. Somente as células com estado 1(um) evoluíram para os estados 2 (dois) "queimando" e 3 (três) "queimado".

Foi considerada vizinhança de Moore, ou seja, que cada célula $u_{i,j} = (x_i, y_j)$ possui oito vizinhos $v_1 = (x_{i+1}, y_{j+1}),\ v_2 = (x_{i+1}, y_{j-1})$, $v_3 = (x_{i-1}, y_{j+1}),\ v_4 = (x_{i-1}, y_{j-1}),\ v_5 = (x_{i+1}, y_j), v_6 = (x_{i-1}, y_j)$, $v_7 = (x_i, y_{j-1}),\ v_8 = (x_i, y_{j+1})$.

O estado da célula $u_{i,j} \in \mathbb{Q}$ no instante t é indicado por $u^t_{i,j}$ e o estado da vizinhança por $E(u^t_{i,j})t = (v^t_1, ..., v^t_8)$, pois na vizinhança de Moore cada célula possui 8 vizinhos. O estado da célula x no próximo instante depende do estado atual dela e das células vizinhas: $u^{t+1}_{i,j} = f(u^t_{i,j}, E(u^t_{i,j})) = f(u^t_{i,j}, v^t_1, ..., v^t_8)$.

4.1. Regras de Mudança de Estado

Para definir as regras de mudança de estado das células do autômato faz-se necessário definir o risco de incêndio efetivo - R_{ef}. O risco de incêndio efetivo - $R_{ef}(x_i, y_j, n)$ - associado à célula (x_i, y_j) no tempo n é dado pela fórmula:

$$R_{ef}(x_i, y_j, n) = t_L(R_e, R_t) = max(0, R_e(x_i, y_j) + R_t(n) - 1) \tag{4.4}$$

para todo $(x_i, y_j) \in \Omega$ e $n \in \{1, \ldots, T\}$. A notação t_L representa a norma triangular (t-norma) de Lukasiewski. Um operador $t : [0,1] \times [0,1]$ é uma t-norma se satisfizer as seguintes condições (Barros e Bassanezi, 2010):

1. $t(1, x) = x$;
2. $t(x, y) = t(y, x)$;
3. $t(x, t(y, z)) = t(t(x, y), z)$;
4. $sex \leq u$ e $y \leq v$ então $t(x, y) \leq t(u, v)$;

Essa t-norma foi escolhida, em particular, para que as células do AC, que estivessem associadas a riscos espaciais maiores, mudassem de estados primeiro à medida que o risco temporal aumentasse durante uma simulação com tempo $t \in [1, 365]$.

A mudança do estado "vegetação" para o estado "queimando" de uma determinada célula (x_i, y_i) do autômato somente ocorre quando o risco de incêndios temporal for positivo, ou seja, $R_t > 0$.

Além disso, se uma célula (x_i, y_j) encontra-se no estado queimando, o "fogo" será propagado para outra célula $(u_i, v_j) \in E(x_i, y_j)$ pertencente a vizinhança da primeira quando o risco efetivo $R_{ef}(u_i, v_j, n)$ for maior que c_1 (**condição de propagação**).

$$R_{ef}(u_i, v_j, n) > c_1 \tag{4.5}$$

onde c_1 é uma constante que está associada à dificuldade de propagação do fogo em virtude da combinação dos riscos temporal e espacial da célula na vizinhança.

Além da **condição de propagação**, apenas um percentual de células vizinhas serão "incendiadas", de forma aleatória, a partir da escolha de um parâmetro limiar. A escolha desse percentual é feita com um parâmetro aleatório $w((x_i, y_j))$ para cada célula, obtido por uma distribuição uniforme $U[0, 1]$, e por um parâmetro c_2, que nesse trabalho será denominado de **limiar de alcance**. Dessa forma, as células vizinhas incendiadas devem cumprir a condição $w((x_i, y_j)) < c_2$.

A cada iteração, quando tem-se $R_t > 0$, o algoritmo realiza também a "queima" aleatória de um percentual das células que satisfazem a condição 4.5. Os parâmetros $c_1,\ c_2 \in [0,1]$ foram determinados pelas simulações computacionais com os dados relativos ao Estado do Acre na subseção 4.2.

O fenômeno dos incêndios ocorrem, com algumas exceções, em um período do ano específico (período menos chuvoso), por isso existe a necessidade de realizar a mudança de estado de um percentual dos nós no estado "vegetação" para o estado "queimando" de forma aleatória quando o risco temporal assume um valor diferente de zero, sinalizando que o clima encontra-se propício à ocorrência de incêndios.

Para cada célula (x_i, y_j), a mudança do estado "queimando" para o estado "queimado" é feita quando $p((x_i, y_j)) < B(R_t(n))$ onde $p((x_i, y_j))$ é um parâmetro aleatório com distribuição uniforme $U[0,1]$ associado a célula (x_i, y_j) e $B(R_t(n))$ é um parâmetro chamado **Limiar de Extinção** que depende do risco temporal no instante t. Esse parâmetro B, definido como uma função de R_t, é dado pela Fórmula 4.6.

$$B(n+1) = \begin{cases} B(n) - c_3 * R_t(n) & \text{se } R_t(n) > 0 \\ B(n) & \text{se } R(t) = 0 \end{cases} \tag{4.6}$$

onde c_3 é um parâmetro que define uma taxa de redução no parâmetro B, de uma iteração para a seguinte, em virtude de R_t ser positivo.

Quanto maior o valor de B, mais rapidamente as células que estão no estado "queimando" mudam para "queimado", isso representa uma extinção mais rápida do incêndio o que justifica a dependência que B possui em relação ao risco temporal. Um valor positivo de risco de incêndio indica que as condições climáticas estão propícias ao início de novos incêndios e que os incêndios que estão ocorrendo tendem a se prolongar, se não houver algum controle externo. Agora a medida que as chuvas começam a ocorrer, o risco começar diminuir e existe a tendência de focos de incêndio se apagarem, ou seja, B deve parar de reduzir o seu valor, assumindo o mesmo valor da iteração anterior. A constante c_3 também será determinada na subseção 4.2, onde é realizado um estudo para o Estado do Acre.

4.2. Estudo de Caso 3: Estado do Acre

As simulações de incêndio florestal para o Estado do Acre foram realizadas com uma malha de 226.267 pontos distribuídos na região em estudo e

com dados climáticos e de focos de calor registrados no ano de 2014. Para cada célula do autômato foi realizada a predição do risco espacial com a metodologia indicada na seção 3.

Os dados climáticos utilizados foram umidade e precipitação do ano de 2014 para a cidade de Rio Branco-AC (foram considerados os mesmos para o Estado do Acre inteiro) e, a partir delas, calculou-se o risco temporal fuzzy pela metodologia aplicada na seção 2. Cada passo de tempo do autômato corresponde a um dia (24h).

Para determinar os parâmetros c_1, c_2 e $c_3 \in [0,1]$ citados na seção 4, considerou-se o conhecimento prévio das células em que ocorreram os focos de calor no Estado do Acre durante o ano de 2013. A partir disso, gerou-se simulações com autômato celular para valores de $c_1, c_3 \in [0,1]$ e $c_2 \in [0, 0.1]$ de forma exaustiva, considerando dois parâmetros constantes e variando o terceiro. Os parâmetros que foram escolhidos são aqueles que maximizam o percentual de focos de calor "atingidos" pelas células no estado queimando sem entretanto queimarem todas as células da região oeste do acre que possui risco espacial muito maior que as demais.

Para esse trabalho, encontrou-se $c_1 = 0.2$ (**condição de propagação** (4.5)), $c_2 = 0.05$ (**limiar de alcance**) e $c_3 = 0.1$ (taxa de decrescimento do **limiar de extinção** B) a partir de simulações realizadas com os dados climáticos e de focos de calor relativos ao ano de 2013, haja vista que o conjunto que deseja-se realizar as simulações de propagação e estimativa de risco é relativo ao ano de 2014.

Com esses riscos calculados, o autômato consegue simular a propagação de incêndios com a aplicação das regras de transição de estados vistas na subseção 4.1. Dessa forma, os focos de incêndios só afetaram células com risco espacial positivo e somente serão atingidas no tempo real de ocorrência de incêndios no Estado do Acre. Os resultados das simulações podem ser verificados na Figura 6.

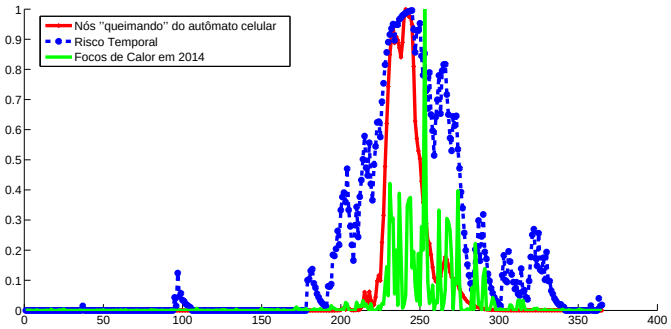
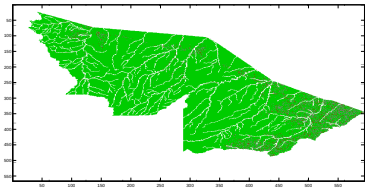
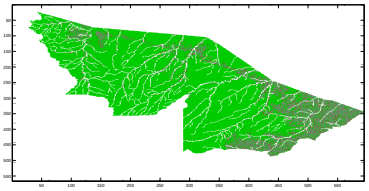


Figura 6: Séries temporais do percentual de focos de calor, risco temporal fuzzy e percentual de nós "queimando" do autômato.

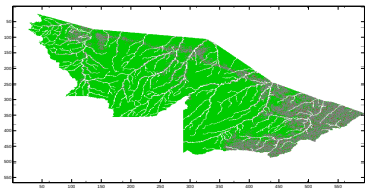
As Figuras da Tabela 7 apresentam os estados do autômato celular para diferentes instantes de tempo (em dias). As células na cor branca são consideradas no estado 0 (zero) – vazia– e representam as áreas externas ao estado do Acre e os principais rios do Estado. As células em verde estão no estado 1 (um) – vegetação – e são as células passíveis de mudar para os estados 2 (dois) – queimando – na cor vermelha e 3 (três) - queimado - na cor cinza.



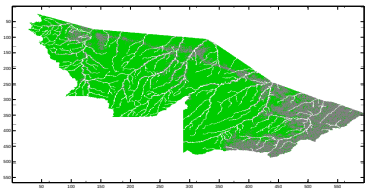
a) Estado do autômato em t=230 dias.



b) Estado do autômato em t=240 dias.



c) Estado do autômato em t=250 dias.



d) Estado do autômato em t=365 dias.

Figura 7: Estados dos autômatos nas iterações 230, 240, 250 e 365 do ano de 2014.

Ao verificar a ocorrência espacial dos focos de calor em 2014 e o resultado final da simulação do autômato celular, obteve-se que $62,86\%$ dos focos de calor que ocorreram em 2014 pertencem a células que foram atingidas pelo "incêndio". A Figura 8 mostra os resultados das simulações. As células em vermelho representam o estado final das células queimadas durante a simulação do AC considerando os 365 dias de 2014. Já os pontos em azul representam o total de focos de calor ocorridos nesse mesmo ano. Pode-se verificar que existem muito mais células vermelhas do que azuis, isso acontece no fenômeno real, pois conforme Brown e Davis (1973) quando a floresta é apenas impactada por incêndio existe uma dificuldade maior de detecção por satélite do que quando as copas das árvores é afetada.

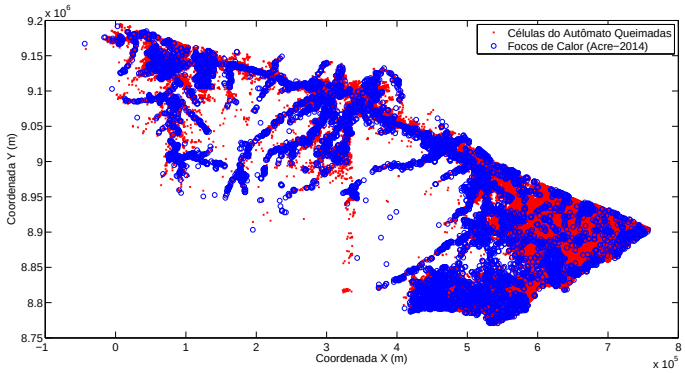


Figura 8: Focos de calor ocorridos em 2014 e as células "queimadas" do autômato celular.

5. Conclusões

O trabalho desenvolvido modela o perigo e o risco de ocorrência de incêndios por técnicas diferentes. O primeiro está associado à variação dos fatores climáticos durante um ano completo para estimar o período no qual esse índice – aqui denominado risco temporal – se torna positivo e começa a aumentar. O último – denominado aqui de risco espacial – é obtido a partir de um sistema de aprendizado computacional que identificou, baseado em um histórico de ocorrências de focos de calor, características físicas do meio estudado que estão associadas ao fenômeno dos incêndios.

No risco temporal as informações utilizadas no modelo foram obtidas de especialistas e de observação da ocorrência dos focos de calor associando-os aos fatores climáticos. Já no risco espacial, essas associações foram extraídas dos dados pelo classificador (aprendizado de máquina). A acurácia do classificador k-NN foi de $84,3\%$ e apenas para um percentual de $4,52\%$ de focos de calor ocorridos em 2014 foi atribuído risco zero.

Em relação ao risco temporal, a estimativa para o ano de 2014 foi avaliada a partir de uma classificação binária, na qual obteve-se acurácia de $73,97\%$ e o valor da área abaixo da curva ROC foi $0,8794$. Após a simulação de propagação de incêndios florestais utilizando os autômatos celulares verificou-se que $62,86\%$ dos focos de calor que ocorreram em 2014 pertencem a células que foram atingidas pelo "incêndio".

Agradecimentos

O primeiro autor agradece a CAPES pela bolsa de doutorado, o quarto e quinto autores agradecem ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq)– processos 305486/2014-4 e 305862/2013-8.

Referências

Acre, G. E. A. (2010). Zoneamento Ecológico-Econômico do Estado do Acre, Fase II (Escala 1:250.000): Documento Síntese. Ed. Rio Branco: SEMA.

Adamatzky, A. (1994). *Identification of Cellular Automata.* Taylor & Francis Ltd., 1 edition.

Barros, L. C. e Bassanezi, R. C. (2010). *Tópicos de Lógica Fuzzy e Biomatemática.* Coleção IMECC. Textos Didáticos. IMECC - UNICAMP, Campinas, 2 edition.

Brasil, M. A. P. A. (2011). Instituto Nacional de Meteorologia. Disponível em: http://www.inmet.gov.br. Acesso em: 20/06/2015.

Brown, A. A. e Davis, K. P. (1973). *Forest Fire.* McGraw Hill, New York, 2 edition.

Cecconello, M. S. (2006). *Modelagem alternativa para dinâmica populacional: Sistemas dinâmicos fuzzy.* Dissertação de Mestrado. IMECC- UNICAMP, Campinas.

Davis, J. e Goadrich, M. (2006). The Relationship Between Precision-Recall and ROC Curves. In *Proceedings of the International Conference on Machine Learning*, páginas 233–240, Pittsburgh PA.

Haykin, S. (2001). *Redes Neurais: Princípios e Práticas.* Ed. Bookman, Porto Alegre-RS.

Inpe, D. P. I. (2011). Divisão de processamento de imagens. Disponível em: http://www.dpi.inpe.br/. Acesso em: 20/03/2015.

Pedrycz, W. e Gomide, F. (2007). *Fuzzy Systems Engineering.* John Wiley & Sons, Inc., New Jersey.

Silva, J. D. M. (2005). *Análise de Estabilidade de Sistemas Dinâmicos P-fuzzy com Aplicações em Biomatemática.* Tese de doutorado, Unicamp.

Webb, A. R. (2002). *Statistical Pattern Recognition.* John Wiley & Sons, Ltd., Malvern, UK, 2 edition.

Wolfram, S. (1994). *Cellular Automata and Complexity.* Addison-Wesley, 1 edition.