

Aplicação do Modelo Aditivo Generalizado Espacial para a modelagem da susceptibilidade à ocorrência de inundação e alagamentos na região norte de Vila Velha – ES

Allan Henrique Lima Freire¹

¹ Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE

Caixa Postal 515 – 12227-010 – São José dos Campos – SP, Brasil

allan.freire@inpe.br

Resumo:

Os impactos gerados por eventos de inundação e alagamentos em ambientes urbanos estão cada vez mais recorrentes e devastadores por causa da tendência de mudanças climáticas, intensificação dos eventos hidrometeorológicos e constante mudança do aspecto natural do espaço geográfico. Nesse sentido, surge a necessidade de criar mapeamentos de potencialidade e suscetibilidade para esses eventos nessas áreas. Por isso, o objetivo deste estudo foi gerar um mapa de suscetibilidade de inundações e alagamentos para a região norte de Vila Velha - ES, utilizando uma modelagem baseada em processos pontuais espaciais de ocorrência e não ocorrência do evento, na qual se define uma medida de suscetibilidade que varia continuamente sobre a região de estudo e está relacionada algumas características bióticas e físicas do espaço. O mapa foi gerado utilizando o SPGAM, um modelo aditivo generalizado espacial, método simples e de fácil interpretação que quantifica por níveis de probabilidade as áreas de alta/baixa suscetibilidade. O resultado da aplicação do modelo mostrou que a variação espacial da suscetibilidade na área de estudo foi significativa a partir dos preditores selecionados, apontando um caminho para simular de maneira mais sistematizada as áreas críticas, visando minimizar as consequências negativas para a população e priorizar corretamente possíveis melhorarias para evitar novos impactos, seguindo a realidade do desastre.

Palavras-chave:

Inundação e alagamento urbano, mapeamento de susceptibilidade, região norte de Vila Velha, modelo aditivo generalizado espacial, processos pontuais espaciais.

1 Introdução

Muitas cidades do Brasil passaram por um rápido crescimento populacional acompanhadas pelo processo de expansão urbana e da descaracterização das estruturas naturais do espaço geográfico para a inserção dos objetos antrópicos. Esse processo de transição, na maioria das vezes, ocorreu sem um planejamento adequado, que segundo RAJPUT et al. (2021) contribui para a dificuldade em manter uma estrutura política ambientalmente sustentável e socialmente resiliente e que contribui para a criação e

agravamento de desastres advindo de eventos que o planeta Terra naturalmente possui e gera (chuvas, tufões, ciclones, terremotos e etc.).

Eventos de inundações e alagamentos em regiões urbanas são exemplos desses problemas que atinge milhões de pessoas todos os anos, provocando mortes e prejuízos materiais. Dados do EM-DAT (UNESCO, 2020), registaram apenas na América do Sul 270 eventos de inundação entre os anos de 2001 e 2018, prejudicando 28,3 milhões de pessoas e causando a morte de outras 6,4 mil, além de um prejuízo financeiro estimado em aproximadamente 21 bilhões de dólares.

Os processos contínuos e acirrados de urbanização têm impactos negativos tanto no ambiente físico (características do ambiente) quanto no biológico (perturbações antrópicas). No aspecto físico ambiental, algumas das modificações mais comuns causadas pela urbanização envolvem a impermeabilização do solo, ocupação irregular próximo aos canais afetando a dinâmica natural hidrológica da região (GRIMM et al., 2008). Nos aspectos bióticos, a urbanização está principalmente ligada à perda e fragmentação do habitat natural (ALBERTI et al., 2003; FAULKNER, 2004), e à degradação dos principais serviços ecossistêmicos (PARNELL et al., 2013).

Todos esses impactos negativos contribuem para uma intensificação dos efeitos gerado por eventos hidrometeorológicos em áreas urbanas, pois grandes quantidades pluviométricas associadas aos impactos bióticos e físicos potencializam a velocidade de deslocamento e o aumento do volume para o canal de drenagem facilitando cheias, transbordamentos e inundações mais frequentes, além disso, auxiliam na ineficiência do escoamento da água potencializando o seu acúmulo e facilitando os alagamentos (TUCCI, 2003).

Nos ambientes urbanos as áreas inundáveis são regiões de transição entre ambientes aquáticos e terrestres, cujo nível da coluna d'água apresenta flutuações ao longo do tempo. Por causa dos impactos, a consequência do transbordamento é intensificada por causa da intervenção antrópica no ambiente (SOUZA; ROMUALDO, 2009) e por isso essas regiões estão mais suscetíveis ao acúmulo de água causado pelo transbordamento lateral de rios ou lagos ou ainda pela incidência de precipitação direta ou pela influência das águas subterrâneas (JUNK et al., 1989; PIEDADE et al., 2013). Os alagamentos são eventos que acontecem originalmente quando uma parcela de água se acumula no solo quando ela não consegue escoar por vias externas e nem subterrâneas. Porém nas cidades,

devido a impermeabilização do solo e deficiência de planejamento sustentável e eficaz dos instrumentos de drenagem urbana esses eventos são potencializados.

Entendo as causas e efeitos desses eventos, destaque-se que essas desordens, então, não devem ser etimologicamente denominadas como de desastres naturais, mas sim como desastres sociais. O desastre “es un fenómeno eminentemente social” (LAVELL THOMAS, 1993, p. 118), que precisa de uma análise aprofundada do contexto de sua criação, e também das características que o definem como tal.

Esse contexto de criação que modela as consequências desses tipos de eventos depende de uma série de fatores e gera dados complexos e potencialmente não lineares que estão distribuídos no espaço geográfico (BAILEY et al., 2005). Por isso, a modelagem de tendências espaciais de inundações e alagamentos é um grande desafio para cientistas. Mapeamentos de potencialidade e suscetibilidade espaciais se tornaram um aliado importante para mitigar possíveis grandes impactos provocados por inundações e alagamentos, porque eles não apenas mostram informações espaciais da ocorrência do evento, mas indicam quais áreas estão em situações mais críticas, essas informações bem utilizadas podem auxiliar gestores públicos e tomadores de decisão (GUZZETTI et al. 2006).

Nesse sentido, este estudo objetivou produzir um mapeamento de áreas inundáveis e alagáveis para a região norte do município de Vila Velha – ES com base em diferentes atributos físicos e bióticos. Para realizar o mapeamento foi utilizado o modelo de regressão SPGAM, o qual considera a componente espacial por meio uma função de suavização de Kernel e sendo uma variação de um GAM (*Generalized Linear Model*) técnica conhecida por ser flexível e efetiva (MATOS, 2012) para a modelagem de relação não lineares entre variável resposta e explicativas (HASTIE E TIBSHIRANI, 1990; BRENNING, 2009; GOETZ et al., 2011).

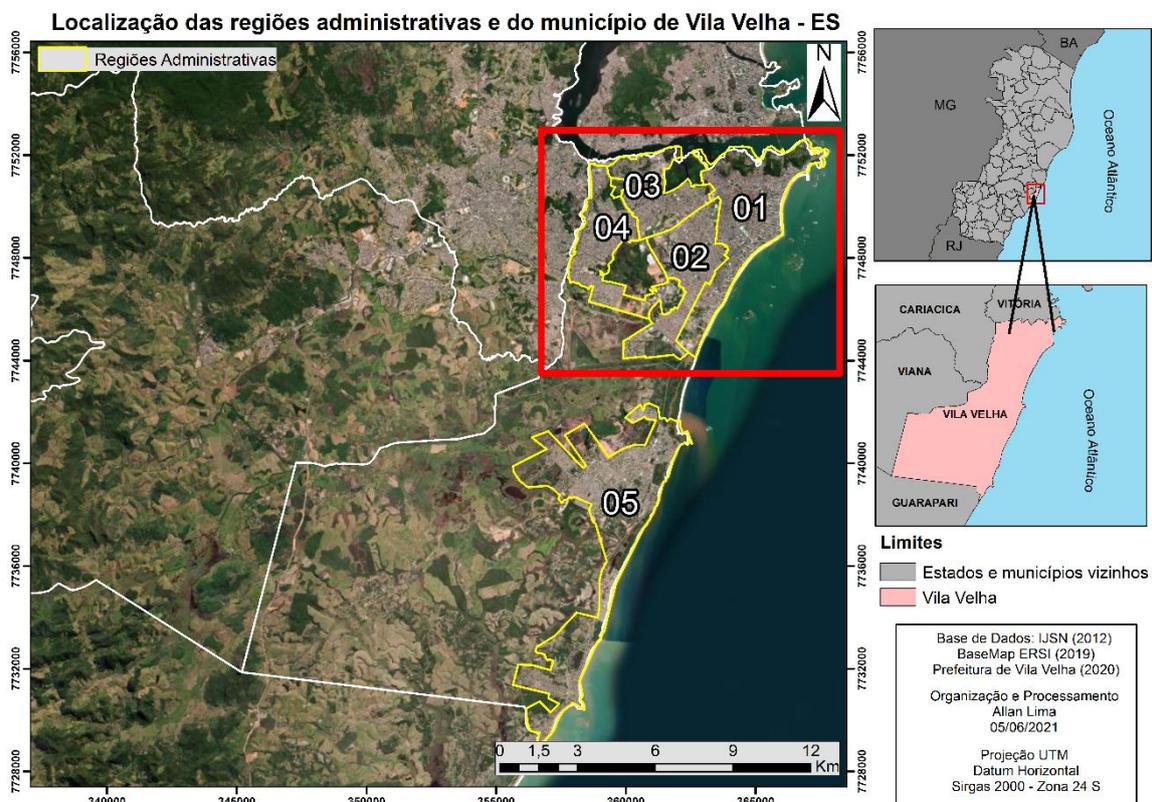
2 Área de estudo

A área de estudo (Figura 1) destacado em vermelho, faz parte do município de Vila Velha-ES. O município foi o primeiro a ser fundado do Estado do Espírito Santo em 23 de maio de 1535 com o nome de Vila do Espírito Santo, sendo a sede da capitania do Espírito Santo até o ano de 1549, quando Vitória passou a assumir esse posto e

futuramente virou a capital do Estado (GARCIA, 2011). Vila Velha tem a segunda maior população entre todas as cidades do estado, e possui uma importância muito grande por ser um município majoritariamente residencial e destaque no turismo capixaba, principalmente na época do verão.

A área norte do município foi escolhida para esse trabalho porque representa, atualmente, aproximadamente 85% da população total do município, (DATASUS, 2021), sendo a região mais consolidada e com maiores impactos já registrados associados a eventos de natureza hidrometeorológica (PMPDEC, 2019) (tabela 1).

Figura 1 - Área de estudo.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 1 – Histórico de eventos com situação anormal associado ao tipo de desastre na região de estudo.

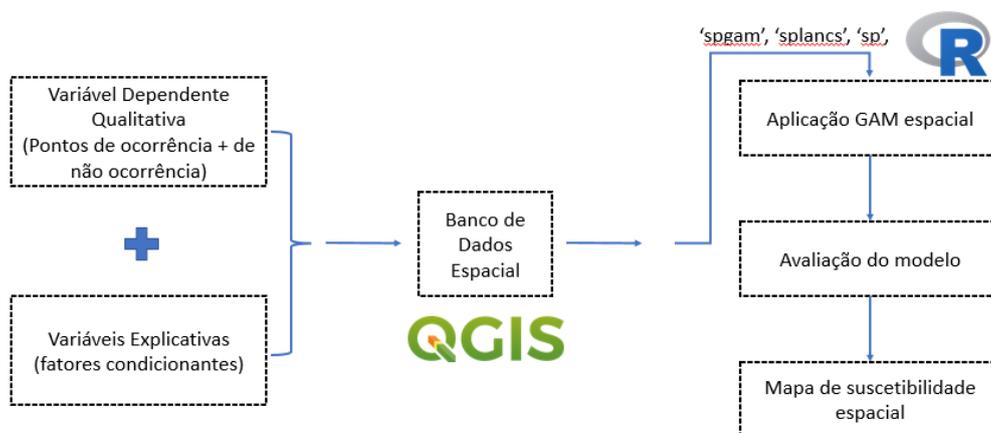
Ano	Mês	Situação Anormal	Desastre	Decreto nº
2019	Mai.	SE	Chuvas Intensas	007/2019, de 20/05
2018	Nov.	SE	Chuvas Intensas	138/2018, de 10/11
2016	Jan.	SE	Deslizamento de rocha	001/2016, de 02/01
2015	Dez.	SE	Vírus/Dengue	206/2015, de 07/12
2013	Dez.	SE	Alagamento	255/2013, de 22/12
	Mar.	SE	Alagamento	051/2013, de 19/03
2012	Jan.	SE	Enxurrada	002/2012, de 06/01
2011	Abr.	SE	Alagamento	126/2011, de 28/04
2009	Out.	SE	Alagamento	209/2009, de 30/10
2008	Nov.	SE	Alagamento	178/2008, de 24/11
2004	Jan.	ECP	Enxurrada	001/2004, de 06/01
2003	Dez.	SE	Fortes Chuvas	346/2003, de 29/12
2002	Nov.	SE	Vírus/Dengue	310/2002, de 11/11
2001	Nov.	SE	Fortes Chuvas	274/2001, de 21/11
	Jan.	SE	Vírus/Dengue	036/2001, de 17/01

Fonte: Adaptado do PMPDEC (2019).

3 Metodologia

As principais etapas deste trabalho estão expostas na Figura 2, na qual basicamente o desenvolvimento da metodologia aconteceu em dois principais pilares: primeiro na preparação das variáveis resposta e explicativas junto a um banco de dados espacial e no segundo momento a aplicação dos dados na modelagem e validação ao SPGAM para a geração dos produtos e mapeamento final.

Figura 2 - Fluxograma das etapas desenvolvidas no trabalho.



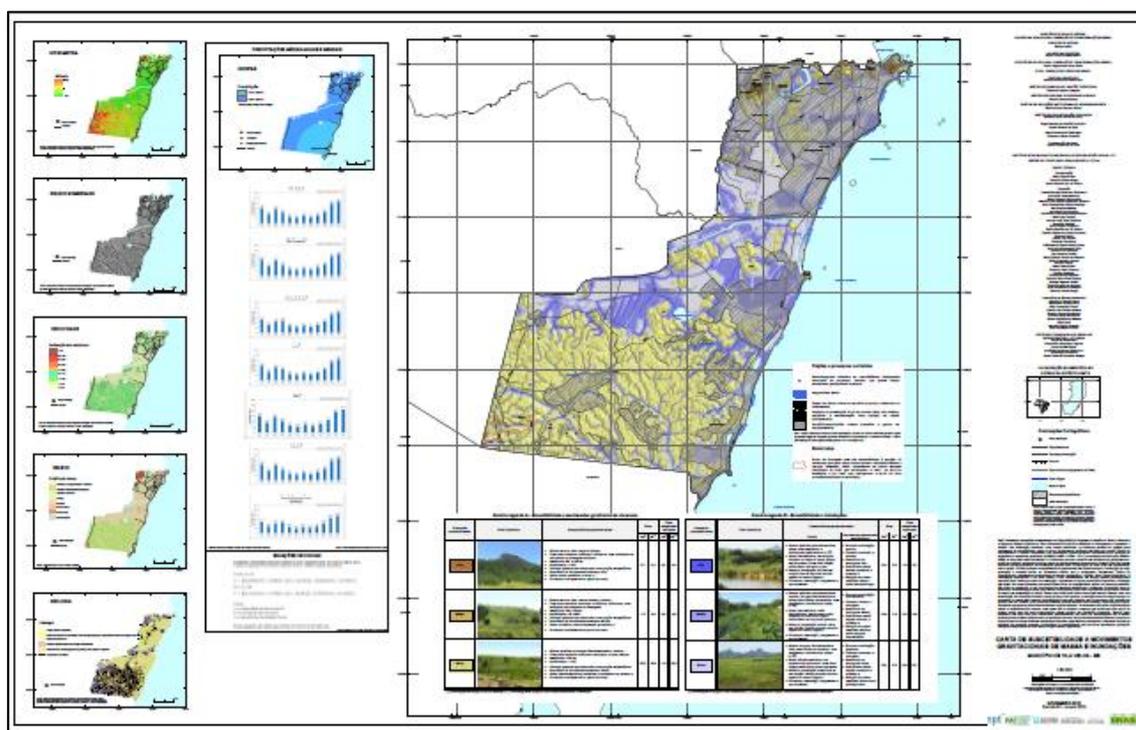
Fonte: Adaptado de Sothe et al. (2017).

3.1 Variável resposta

A carência de dados com precisão e fidelidade que retratam a localização dos eventos de inundações e alagamentos ainda é uma lacuna a ser preenchida pelos órgãos proteção e apoio a sociedade, como a defesa civil, por exemplo. A complexidade e magnitude desses eventos tornam difíceis a coleta completa e análise detalhada de cada ponto da cidade na qual um desses eventos impactaram o ambiente e a população, para cidades com uma área relativamente grande, como Vila Velha, o serviço pode se tornar ainda mais burocrático e deficiente.

Por isso, a preparação do dado principal para inserção no modelo consistiu na extração de atributos de uma máscara de áreas suscetíveis a inundação e alagamentos produzidos pelo órgão CPRM em 2015, conforme ilustrada na figura 3. Como o dado de entrada não tem uma característica pontual dos eventos, e sim poligonal, foi preciso adaptar essa informação para poder extrair os pontos da variável resposta. O mapeamento vem dividido em 3 classes de suscetibilidade (alta, média e baixa), coube nesse trabalho analisar as regiões e por conhecimento das áreas e pesquisas de localização de eventos anteriores ficou definido que as áreas altas e médias suscetibilidades ficaram responsáveis pelo binário de ocorrência (valor 1) e as áreas de baixa suscetibilidade com o binário de não ocorrência (valor 0).

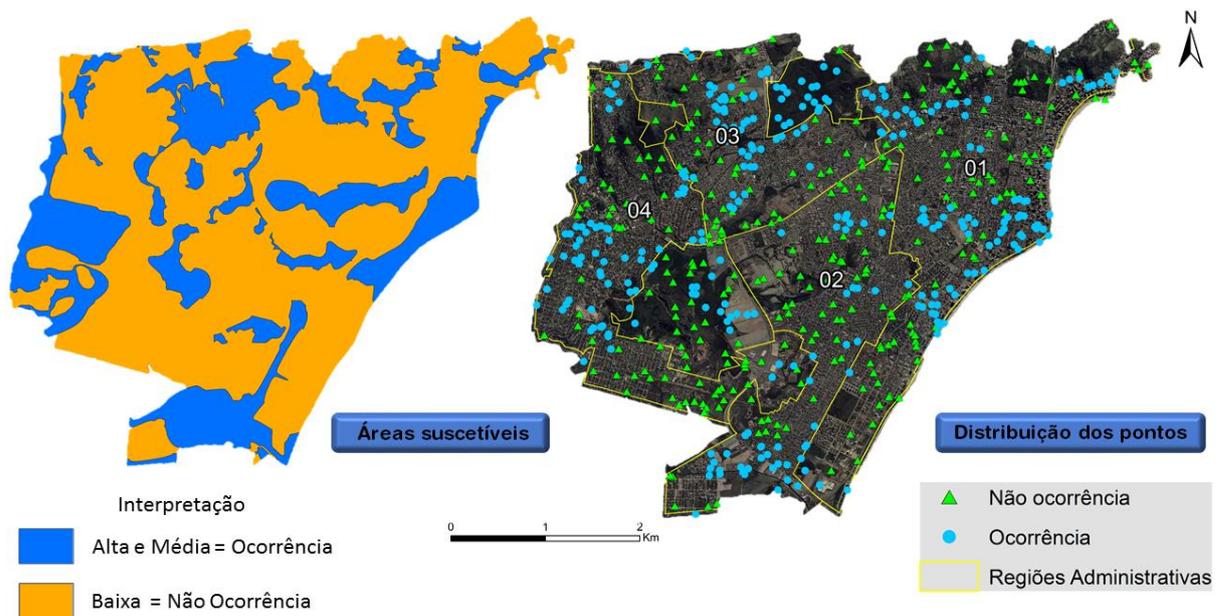
Figura 3 –Mapeamento de suscetibilidade a inundações e alagamentos produzido pelo CPRM e utilizado como dado de entrada para variável resposta.



Fonte: CPRM, 2015.

Após o geoprocessamento do dado, a esquerda da figura 4 retrata como a máscara ficou após cortes, ajustes de polígonos e preparação da tabela de atributos para a inserção dos pontos. A amostragem que se baseia nos processos pontuais espaciais (SOTHE et al., 2017), ficou distribuída de maneira totalmente aleatória e com mesma proporção de pontos para as duas classes binárias (GOETZ *et al.*, 2011; VORPAHL *et al.*, 2012; PETSCHKO *et al.*, 2014), procurando preencher de maneira completa, equidistante e sem sobreposição toda a porção da área de estudo, conforme pode ser visto na direita da figura 4. Assim, 600 pontos no total, ficaram distribuídos ao longo da área de estudo (300 para cada classe). Com base no total de pontos amostrados, foi feita a divisão entre amostras de treinamento e amostras de validação, sendo 420 (70%) e 180 (30%), respectivamente.

Figura 4 – Máscara de áreas suscetíveis a inundação e alagamento e espacialização dos pontos de ocorrência e não ocorrência.



Fonte: Elaborado pelo autor.

3.2 Variáveis explicativas

Sistematicamente, não foram encontrados trabalhos que utilizassem o GAM ou SPGAM para análise espacial da suscetibilidade a inundações e alagamentos. Desta forma, a escolha das variáveis explicativas para o modelo foi realizada de acordo com a disponibilidade dos dados de boa qualidade e precisão e que fizessem mais sentido em relação a uma efetividade de interferência a ocorrência do fenômeno (fatores condicionantes). Para ficar didaticamente bem definido, essas variáveis foram subdivididas em duas classes: físicas e bióticas.

3.2.1 Variáveis físicas

Foram selecionadas como variáveis explicativas, atributos geomorfométricos e hidrológico que possuem relação com o fenômeno de alagamentos e inundações do estudo. No total foram analisados 4 fatores condicionantes no processo (Figura 5), que serão descritos a seguir.

Figura 5 – Variáveis explicativas físicas.



Fonte: Elaborado pelo autor.

As três variáveis geomorfométricas (declividade, orientação de vertentes e elevação) foram extraídas a partir do MDE resultante do projeto do Instituto Estadual de Meio Ambiente e Recursos Hídricos (IEMA) em parceria com a Hiparc Geotecnologias em 2015. O produto final é composto com resolução espacial de 2 metros, mas nesse trabalho, para agilizar o processamento, o pixel mínimo foi reamostrado para 5 metros. A obtenção das informações finais de cada uma das três variáveis foram geoprocessados pelas ferramentas disponíveis no *software* QGIS.

A elevação foi disposta em metros a partir do próprio valor já calculado pelo arquivo padrão disposto pelo IEMA. Pelo fato da região norte possuir algumas consideráveis variações de elevação ao longo do terreno, por causa da presença de morros e morrotes, essa variável pode ajudar o modelo a ficar mais robusto e interpretar melhor o mapeamento final das regiões realmente críticas.

A declividade derivada do MDE possui unidade em metros e corresponde ao valor do *pixel* no MDE. Esse atributo é um fator importante para o fenômeno em estudo, porque fisicamente baixas declividades favorecem o acúmulo de água em uma determinada região (ZAHARIA et al., 2017). Ela pode ser expressa de duas formas: em graus (de 0° a 90°) ou em porcentagem (de 0% a infinito) (VALERIANO, 2008), no caso desse estudo

ela foi disposta em porcentagem de declive, pelo fato de ser mais padronizado e fácil de ser modelado pelo algoritmo.

A orientação de vertentes foi uma variável que a princípio se pensou, pois, a condição de alinhamento de um relevo pode influenciar diretamente na condução da água de uma área mais alta para uma mais baixa, essa condução pode alimentar o volume de água a ser receptado pelos canais de drenagem e também pode direcionar para o estágio baixo um volume de água que potencialize o processo de acúmulo superficial de água no terreno e consequentemente cria-se o alagamento.

Resumindo, em uma condição de inundação, se há presença de vertentes (como há de fato na região de estudo) e a orientação delas está voltada para uma condução que o destino de baixo é um canal de drenagem, há chances dessa orientação ser uma potencializadora de carga de água receptado para o canal (além da recepção direta da chuva). Para o alagamento, o mesmo raciocínio é empregado, porém a região de baixo que pode ser potencializadora do evento são os locais que possui baixa ou nula declividade, favorecendo a recepção da água advinda da vertente, se orientadas para a direção dessas áreas críticas, e auxiliando no acúmulo superficial de água e consequentemente no alagamento.

A distância Euclidiana dos cursos d'água, é uma variável padrão que está diretamente relacionada com a capacidade de uma região ser e estar mais propensa a sofrer com as inundações, principalmente. Esse atributo é essencial para o estudo, pois é o agente responsável pelo transbordamento da água no terreno e impacto direto sobre o meio. Sendo uma variável em metros da menor distância euclidiana entre cada ponto (suscetível e não suscetível) e os cursos d'água, logicamente se associa os locais com menores valores de distância a estarem mais propenso aos eventos em questão, fisicamente falando serão os primeiros locais a serem impactados pelo transbordamento da água.

3.2.2 Variáveis bióticas

Quando se trata de desastres de ordem social (termo correto para desastres naturais em ambientes urbano), diferente de eventos naturais, como alagamentos na Amazônia que possuem uma dinâmica natural, o evento no cenário urbano, em quase sua totalidade, não deve ser explicado somente por variáveis morfométricas. As perturbações antrópicas, então, servem como uma explicação para a potencialização direta do resultado final do

evento e por isso é preciso pensar em quais tipos de variáveis podem estar relacionadas com a inundação e alagamentos.

Por isso, as variáveis que foram consideradas preponderantes e influenciadoras nas causas/efeitos das inundações e alagamentos e que estão relacionadas com as perturbações antrópicas inseridas pelo homem durante a imposição dos processos de modificação da paisagem natural para a artificial estão atribuídas diretamente as consequências dos processos de urbanização.

Diferentes perfis populacionais ocupam de maneira não sustentável e modificam a paisagem gerando perda e fragmentação do habitat natural e à degradação dos serviços ecossistêmicos com a substituição da cobertura natural do solo e inserção de coberturas super impermeáveis como o asfalto, impermeabilização do solo e criando dificuldades a infiltração da água.

Tudo isso potencializa a velocidade de deslocamento da água e o aumento do volume para o canal de drenagem facilitando cheias, transbordamentos e inundações mais frequentes e ainda auxilia na ineficiência do escoamento da água potencializando o seu acúmulo e facilitando os alagamentos, principalmente quando a infraestrutura de drenagem não acompanha as necessidades do local modificado.

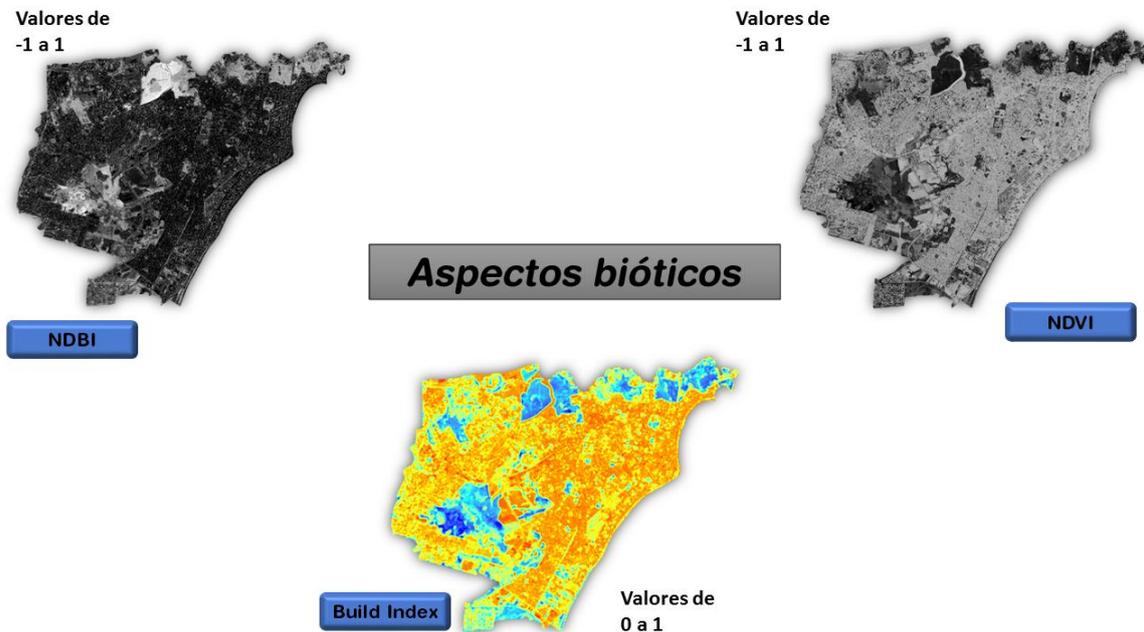
Pela falta de dados de fácil acesso, nesse momento foram atribuídas variáveis gerais, mas que estão relacionadas com as perturbações antrópicas e modificações do estado natural da paisagem geográfica. Sendo assim, os índices extraídos por imagens de satélite podem ser uma boa variável para visualizar o efeito de perturbação antrópica sobre o espaço.

Diante tudo isso, foram escolhidas variáveis que retratam e evidenciam esses atributos de perturbações impostas pelo homem sobre o espaço geográfico. Para visualizar uma densidade de área construída e retirada da cobertura natural do solo para a inserção de cobertura super impermeáveis foram utilizados índices espectrais como variáveis explicativas. Esse índice permite diferenciar diversos os alvos e extrair atributos numéricos desejados, nos quais foram utilizados como valores para a composição do banco de dados.

Os dados numéricos que foram interpretadas como densidade da cobertura do solo urbana e impermeabilização do solo foram retirados partir de índices espectrais gerados pelas bandas B04 (RED), B08 (NIR) e B11 (SWIR) do satélite Sentinel 2 com 10 metros de

resolução (imagem dia 09-03-2016). Os índices escolhidos foram três (figura 6): *Normalized Difference Built-Up Index* - NDBI (ZHA, et.al, 2003), *Built-up Index* - BU (VALDIVIEZO, et.al., 2018) e NDVI (GAO, 1996).

Figura 6 – Variáveis explicativas bióticas.



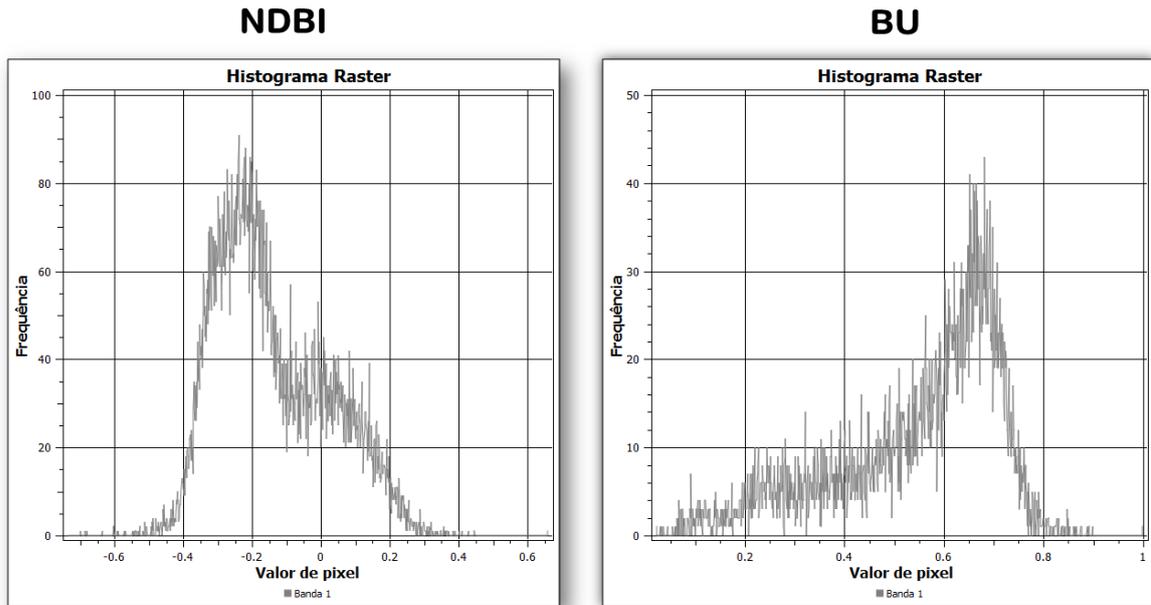
Fonte: Elaborado pelo autor.

O NDBI (equação 1) e o BU (equação 2) serviram como variáveis que destacassem as áreas urbanas. A escolha por dois índices semelhantes é que a possibilidade de realce do Build Index poderia incrementar a execução do modelo principalmente em áreas que foram pouco realçadas pelo NDBI e que poderiam de fato contribuir para aumentar a probabilidade de ocorrência dos eventos (figura 7).

$$NDBI = \frac{SWIR(B11) - NIR(B8)}{SWIR(B11) + NIR(B8)} \quad \text{Equação 1}$$

$$BU = NDBI - NDVI \quad \text{Equação 2}$$

Figura 7 – Histograma com a diferença de realce entre NDBI e BU.



Fonte: Elaborado pelo autor.

O NDVI (equação 3) que serve para realçar as áreas de vegetação, entra como variável que pode auxiliar a robustez do modelo e ajudar a definir as áreas mais críticas de inundação e alagamentos e que estão associadas as grandes perturbações antrópicas. Áreas com NDVI muito baixo, além de não reterem a água da chuva pela vegetação recebem mais precipitação ao solo e estão também associadas as regiões com pouca infiltração hídrica causada pela impermeabilização do solo, aspectos já discutidos e interpretados como potencializadores de induções e alagamentos.

$$NDVI = \frac{NIR(B8) - RED(B04)}{NIR(B8) + RED(04)} \quad \text{Equação 3}$$

3.3 Elaboração do banco de dados espacial

Os pontos amostrados, foram associados às variáveis explicativas, de forma que cada ponto tenha agregado a ele o valor de cada uma das sete variáveis em cada localização amostral dos 600 pontos. A partir desse momento, foi construído o banco de dados espacial de acordo com a classe de cada ponto.

O banco de dados foi montado em uma tabela de atributos de um arquivo vetorial, onde cada linha da tabela corresponde aos pontos amostrados e as colunas aos atributos

utilizados. Para ser utilizado nas etapas de inserção do dado no *script* em R teve que ser feita a conversão desse arquivo em formato *shapefile* para o formato *Comma Separated Values* (.csv).

3.4 Modelo Aditivo Generalizado Espacial (SPGAM)

A estrutura de modelagem usada para o mapeamento final está baseada na ideia de processos pontuais espaciais, pelo qual se pode definir e estimar uma medida de suscetibilidade que varia continuamente na região de interesse (KELSALL e DIGGLE, 1998). Esse processo é estipulado a partir dos efeitos de concordância que uma modelagem por regressão clássica gera. Um modelo de regressão, então, permite modelar a relação entre variáveis, possibilitando analisar a influência que as sete variáveis explicativas, têm sobre a variável de interesse (pontos de inundação e alagamento).

Dentre os modelos de regressão conhecidos estão os chamados *Generalized Linear Models* (GLM) que nada mais é que uma extensão do modelo linear clássico, como exposto na Equação 4, onde X representa o vetor das variáveis explicativas, β é o vetor de parâmetros a ser estimado e $g(m_i)$ é a função de ligação, definida de acordo com a distribuição escolhida.

$$g(u_i) = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \dots \quad \text{Equação 4}$$

Esses modelos pressupõem que a variável resposta pertença a família exponencial e que a função de ligação $g(u_i)$ estabelece uma relação entre a média e o modelo proposto (TURKMAN & SILVA, 2000).

Quando a variável resposta segue uma distribuição binomial (atendendo ao pressuposto de ser uma exponencial), como no caso da variável em estudo (ocorrência ou não ocorrência dos eventos), tem-se que a probabilidade de ocorrência é igual a “ p ” e a probabilidade de não ocorrência é o inverso sendo “ $1-p$ ”. A razão entre essas probabilidades $\left(\frac{p}{1-p}\right)$ é chamada de razão de chances. Porém, dessa forma fica mais difícil obter relações na modelagem pela falta de linearidade, sendo então necessário aplicar uma transformação logarítmica no modelo (equação 5), para que a variável resposta fique contínua e não limitada, variando de $-\infty$ a $+\infty$.

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \text{logit}(p) \quad \text{Equação 5}$$

A função de ligação é o *logit* da probabilidade, onde o modelo é definido por:

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots \quad \text{Equação 6}$$

O *Generalized Additive Model* (GAM) é uma extensão do GLM onde o termo $\Sigma X\beta$ da Equação 04 é substituído por $\Sigma f(\mathbf{X})$. Essa substituição para uma função $f(\mathbf{X})$ torna o modelo não paramétrico e estimado através de curvas de alisamento (*splines*). Por conta dessa substituição, o GAM assume uma relação linear entre $g(\mu_i)$ e as variáveis explicativas (CONCEIÇÃO et al., 2001), tornando o modelo muito mais flexível.

Com o modelo esquematizado, é preciso adaptar o GAM para um modelo de abordagem semiparamétrica para conseguir que medida de suscetibilidade (probabilidade) da variável resposta varie de maneira espacialmente e suavizada sobre a região de interesse. Por isso, o SPGAM é um modelo alternativo ao GAM, que pode ser entendido como um GLM estendido por uma componente aditiva espacial, dado pela seguinte formulação:

$$g(u_i) = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \dots + k(\mathbf{s}) \quad \text{Equação 7}$$

onde: $k(\mathbf{s})$ é uma função de Kernel, sendo \mathbf{s} um vetor de coordenadas da variável resposta.

Por fim, o modelo SPGAM que foi utilizado no trabalho, fica sendo:

$$\text{logit}[p(\mathbf{s})] = \log\left(\frac{p(\mathbf{s},x)}{1-p(\mathbf{s},x)}\right) = \beta\mathbf{x} + k(\mathbf{s}) \quad \text{Equação 8}$$

Ainda assim, é preciso avaliar a significância da variação da suscetibilidade calculada na região de estudo. Neste trabalho, o teste global da suscetibilidade e a identificação de áreas onde a susceptibilidade é significativamente mais alta ou baixa que a média global foram realizados por meio do método de simulação Monte Carlo, como sugerido por KELSALL E DIGGLE (1998). Além disso, é importante construir contornos de tolerância que auxiliam na identificação dos locais em que a suscetibilidade é significativamente superior ou inferior à média global (UEHARA et al., 2020).

3.5 Avaliação do modelo gerado

Inicialmente, conforme a equação 8, o modelo é construído com todas as variáveis explicativas definidas e então é avaliado o nível de significância das variáveis (*p-value*).

Se algum dos fatores forem não significativos durante a rodada de testes, é feita a retirada da variável, uma a uma, e então o modelo é recalculado. Esse procedimento é feito até que todas as variáveis presentes no modelo sejam significativas.

Após definição do modelo final (equação final), a validação se deu por meio da comparação entre os valores estimados da superfície de suscetibilidade (entre 0 e 1) e os valores das classes para os pontos de validação que foram separados previamente (0 ou 1). Essa avaliação foi feita por meio da construção de um gráfico *boxplot*. Buscando analisar a distribuição espacial dos erros associados a modelagem, foi gerado um mapa de erros absolutos. O valor utilizado foi o Erro², por causa do seu valor numérico mais estável e melhor de ser visualizado em uma escala progressiva dos valores demonstrados. Por fim, uma breve análise com evidências de campo dos eventos de inundação e alagamentos são comparados com os resultados mostrados no mapa como uma forma de validação do modelo realizado.

4 Resultados e discussões

Inicialmente, é válido destacar que os resultados apresentados estão associados a um período específico de análise. Como os dados se concentram basicamente entre os anos de 2015 a 2016, os mapeamentos previstos estão relacionados para essa época, porém, como a região já é conhecida por ser extremamente consolidada em relação as perturbações antrópicas - variáveis bióticas (as variáveis geomorfométricas possui um nível de consolidação de muitos anos atrás), o estudo estima que os principais padrões de ocorrência dos eventos bem como suas gravidades não tiveram abruptas mudanças, sendo assim os resultados pode ser aproveitado para discussões e conclusões, mesmo que não sejam as finais.

Diante disso, após a inserção das variáveis, foi realizado pelo método *backwards*, a retirada uma por vez dos componentes, começando pela menos significativa até o ponto onde todas as variáveis foram significativas para o modelo final. Foi verificado que variável orientação de vertentes não apresentou coeficiente significativo (p-valor = 0.5056832; fora do IC de 95% estipulado), então foi retirada do modelo. Somente essa variável não foi significante durante todos os testes realizados e por isso não houve a necessidade de novas readaptações do modelo.

Após todas as análises o resultado pode ser visualizado na Tabela 2. Pode-se perceber que todas as variáveis apresentaram significância estatística (considerando um nível de confiança de 95%) para as estimativas de seus coeficientes (β).

Tabela 2 - Resultado dos testes estatísticos para as variáveis significativas.

β	Estimativa	Erro Padrão	t-valor	p-valor
Intercepto (β_0)	-1.493130960	0.574946855	-2.596990	9.740E-03
Elevação	-0.059934441	0.0133278	-4.496949	8.969E-06
Declividade	0.086927977	0.014528172	5.983408	4.742E-09
Distância euclidiana à drenagem	-0.001895673	0.000237396	-7.985297	1.406E-14
Build Index	2.373962732	0.683907585	3.471175	5.728E-04
NDBI	2.773429357	0.678664224	4.086600	5.261E-05
NDVI	2.930181579	0.720780685	4.065289	5.745E-05

Fonte: Elaborado pelo autor.

O fato da orientação de vertentes não ter sido considerada significativa para a modelagem das regiões alagáveis e inundáveis na área de estudo pode estar associada ao fato de que o dado utilizado possui pouca representatividade explicativa (relação influência da orientação sobre os eventos). A maioria das vertentes estão orientadas para regiões nas quais pouca interferência foi gerada para o incremento da potencialidade da condução das águas aumentarem o volume e fluxo hídrico para as regiões de baixo, seja essas regiões de canais (inundação) ou de baixa declividade e alta impermeabilidade (alagamentos).

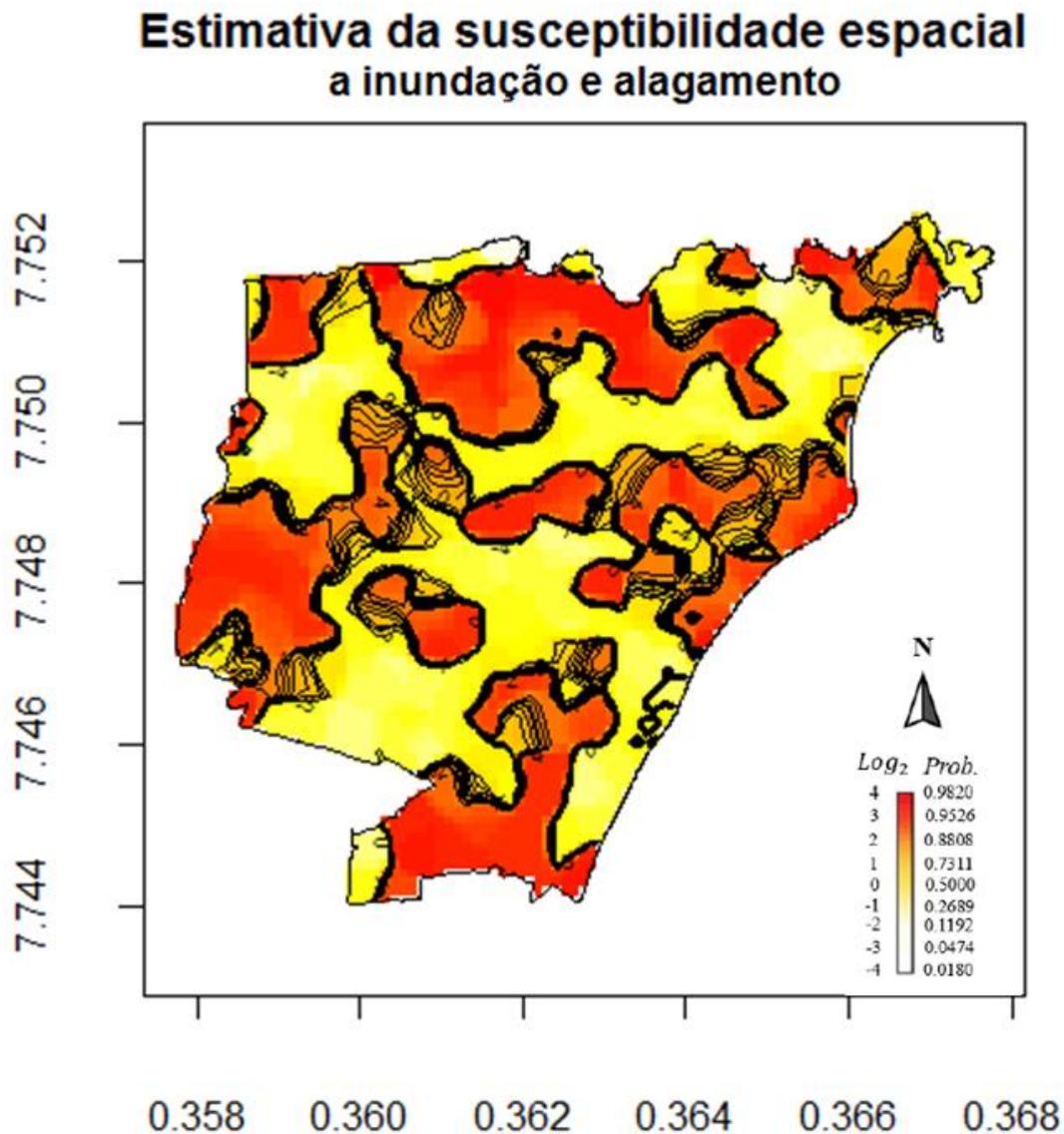
Dessa forma, o modelo espacial aplicado neste estudo é dado por:

$$\text{logit}[p(s)] = \beta_0 + \beta_{\text{Elevação}} + \beta_{\text{Declividade}} + \beta_{\text{Dist.Drenagem}} + \beta_{\text{Build Index}} + \beta_{\text{NDBI}} + \beta_{\text{NDVI}} + k(s) \quad \text{Equação 9}$$

Em seguida, graças a componente $k(s)$, o modelo construído de acordo com a Equação 9, foi utilizado para gerar a superfície suscetibilidade (probabilidade) a inundações e alagamentos na área de estudo. A significância da variação da suscetibilidade ao longo da área, bem como a identificação dos locais com alta e baixa suscetibilidade, foi confirmada através da realização 500 simulações, pelo método de Monte Carlo. A partir da simulação foi observado um p-valor = 0.007633588 para o teste global de risco constante, evidenciando que não há suscetibilidade constante, ou seja, a hipótese nula é rejeitada (H_0 = suscetibilidade constante na área de estudo), indicando, assim, uma

variação espacial global significativa da probabilidade associada ao fenômeno na região. O resultado é o mapa exposto na Figura 8.

Figura 8 - Mapa de suscetibilidade espacial a inundação e alagamento para a região de estudo.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A escolha, no *script*, por uma superfície menos suave para o modelo foi determinante para conseguir um resultado satisfatório para uma demarcação dos *hotspots* de probabilidades dentro da área de estudo. Uma superfície super contínua e homogênea de variação é um resultado mais confortável do ponto de vista estético para se analisar e apresentar, porém, dada a complexidade do fenômeno a realidade dos acontecimentos

podem estar longe de serem contínuas e bem delimitadas por transições suaves dentro do espaço geográfico.

Se tratando de fenômenos de inundações e alagamentos como desastres sociais, esse fato impacta muito mais determinadas regiões do que outras, possibilitando que em regiões de variáveis fisicamente semelhantes diferentes cenários de suscetibilidade podem ocorrer, e essa transição menos suave é a melhor forma de retratar isso, em um curto espaço a variabilidade da probabilidade pode ser grande. Por isso a importância, em cenários urbano, de variáveis bióticas e que estejam relacionadas as perturbações antrópicas sobre o meio. Em mesmas regiões, diferentes instrumentos e obras públicas, incentivos e perturbações antrópicas estão dispostas de forma não igualitária no espaço, seja por interesse, por disposição ou qualquer outro fator, por isso a importância de tratar a consequência desse fenômeno com um viés social.

Essa forma menos suave, ainda, destaca de maneira veemente (*hotspots*) as áreas críticas da região de estudo, podendo direcionar os olhares de forma mais direta para as regiões problemáticas e catalisar tomadas de decisões, sejam elas no pré-evento, no evento e no pós-evento.

Analisando o mapa percebe-se que as regiões de maior suscetibilidade estão concentradas em lugares nos quais os pontos de ocorrência da variável respostas foram mapeados e inseridas. Dessa forma, o modelo possui coerência e com isso diversos *hotspots* puderam ser sinalizados ao longo da região de estudo, evidenciando áreas supercríticas (tonalidades avermelhadas).

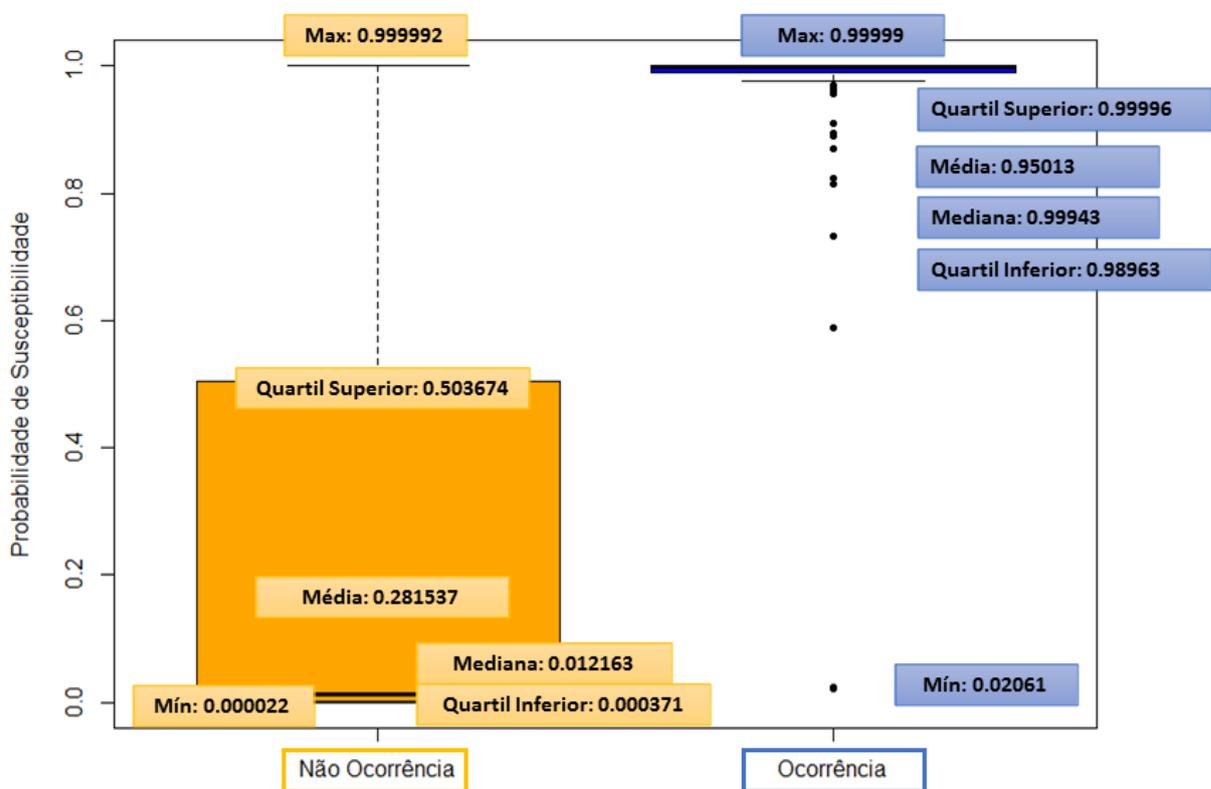
Os valores de probabilidade podem ser interpretados, também, como a gravidade do impacto que pode ser gerada pelos eventos. Por exemplo, em inundações, as regiões mais vermelhas são aquelas que recebem o primeiro impacto e volume maior de água, consequentemente podem ser surpreendidos por maiores alturas de inundação do canal.

Mesmo com menos suavidade que o comum para esses tipos de mapa de superfície estimada, ainda assim, o modelo conseguiu trabalhar com certa suavidade as variações de suscetibilidade, principalmente dentro dos *hotspots*. Essa variação está relacionada ao efeito de vizinhança que os fenômenos podem alastrar para essas regiões, e em relação a gravidade do impacto, essas regiões de transição (tonalidades em laranja escuro), são aquelas que recebem o impacto em menores proporções, seja, por exemplo, por uma

menor altura de inundação da área, ou por uma quantidade inferior de ruas alagadas na região, por exemplo. Já as regiões de baixas probabilidades/pouca gravidade de impacto estão destacadas em amarelo escuro, claro e tons em branco e seguem a mesma lógica de análise.

Dos 600 pontos amostrados, 30% (180 pontos) foram retirados anteriormente para validação do modelo. A validação foi feita comparando os valores de suscetibilidade obtidos pelo modelo com os valores das classes (ocorrência e não ocorrência do evento) aos quais os pontos pertenciam. O resultado desta avaliação é apresentado na Figura 9.

Figura 9 - Avaliação da suscetibilidade estimada pelo modelo.



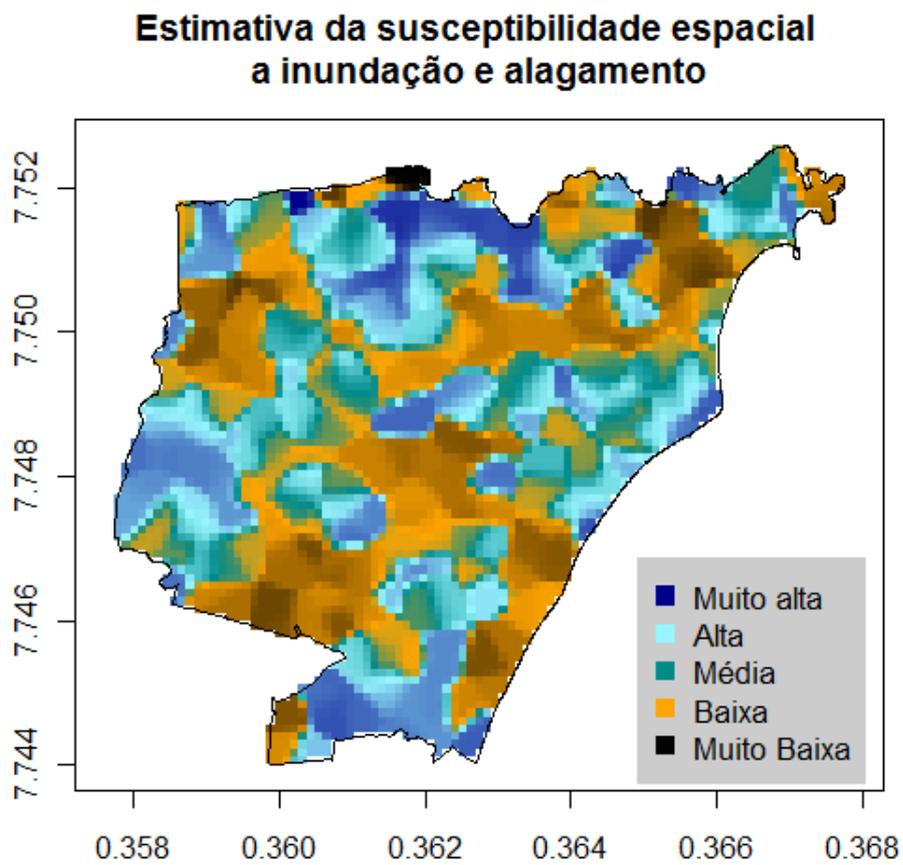
Fonte: Elaborado pelo autor.

Observando o *boxplot* da Figura 9, percebe-se que a suscetibilidade estimada variou bastante. Para a classe 0, ou seja, os pontos não ocorrência aos eventos, o modelo errou consideravelmente, chegando inclusive a estimar como pontos de alta suscetibilidade evidenciado pelo valor máximo obtido e registrado no *boxplot* laranja, porém, os valores de média foram mais condizentes com o valor da classe e fizeram sentido ao que era esperado.

Já em relação os valores estimados para de ocorrência (classe 1), o modelo acertou mais, com 90,1 % dos pontos apresentando probabilidade acima de 0.90. Entretanto, alguns poucos pontos foram considerados como *outliers*, chegando a ser estimado com uma probabilidade de inundação ou alagamentos de apenas 21%. Para uma análise futura, esses pontos devem ser melhor avaliados, pois podem representar pontos que foram amostrados como áreas de ocorrência, mas na verdade não pertencem a essa classe, demonstrando que os outros tipos de mapeamento de pontos devem ser desenvolvidos (variável resposta). Com o mesmo raciocínio, os valores de média para essa classe também fizeram sentido e demonstraram valores próximo ao ideal do valor binário da classe (1).

Cada ponto utilizado para validar o modelo possui um erro associado a ele, que nada mais que o resultado da diferença entre o valor estimado pela equação 9 e o valor mapeado pela máscara de classes (0 ou 1). Com o objetivo de visualizar de que forma esses erros estavam distribuídos na área de estudo, foi feito um mapa com os valores absolutos dos erros ao quadrado. A Figura 10 apresenta o mapa da figura 9, mas agora fatiado em 5 classes de suscetibilidade, essas classes foram fatiadas em intervalos iguais de 0,200 de *range* entre as classes.

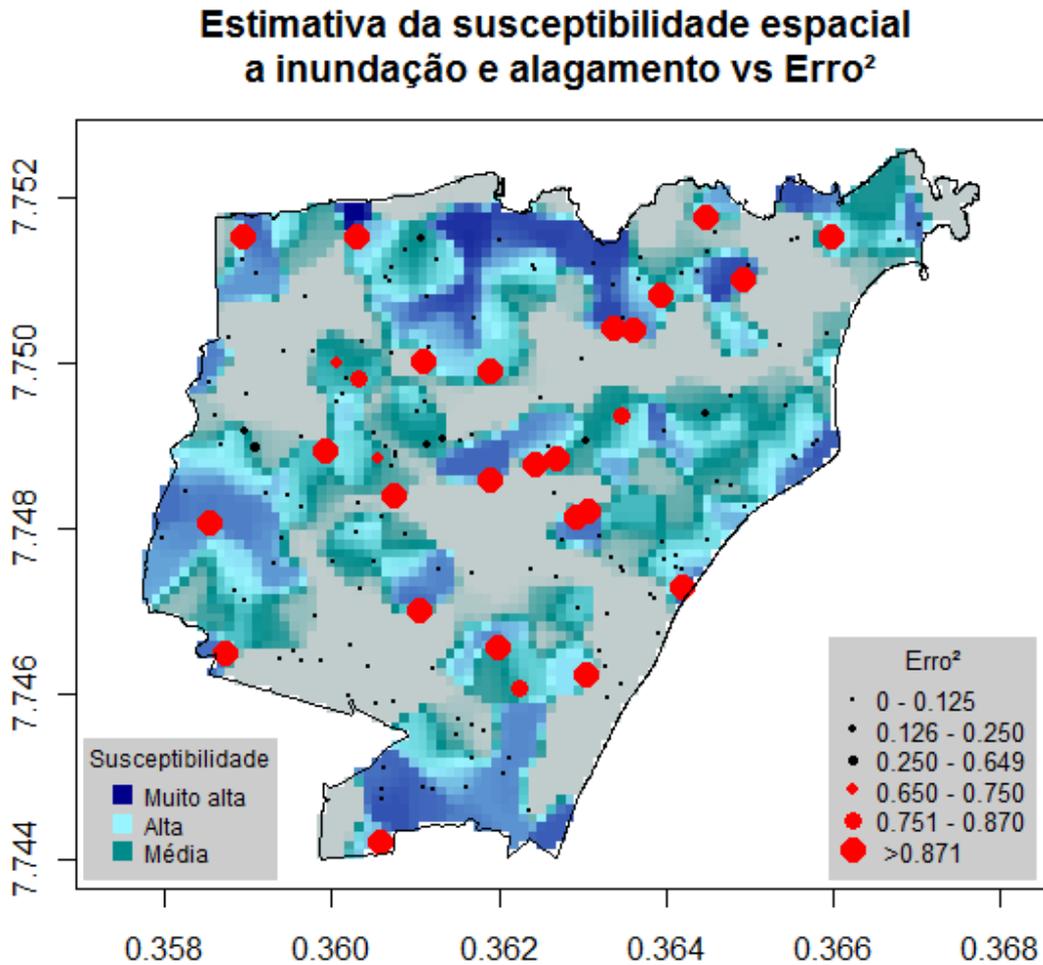
Figura 10 – Mapa de probabilidades fatiada em 5 classes.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A figura 11 ilustra a distribuiç o espacial desses erros, onde pode-se notar que as regi es de transiç o entre as classes de  rea m dia (probabilidade at  0,500) e baixa + muito baixa (englobadas na regi o cinza) apresentam a maioria dos maiores valores de erros associados ao modelo e validaç o, o que   algo esperado que se ocorra, pois em  reas de transiç o podem ocorrer maiores confus es por parte do modelo.

Figura 11 - Espacialização dos erros.



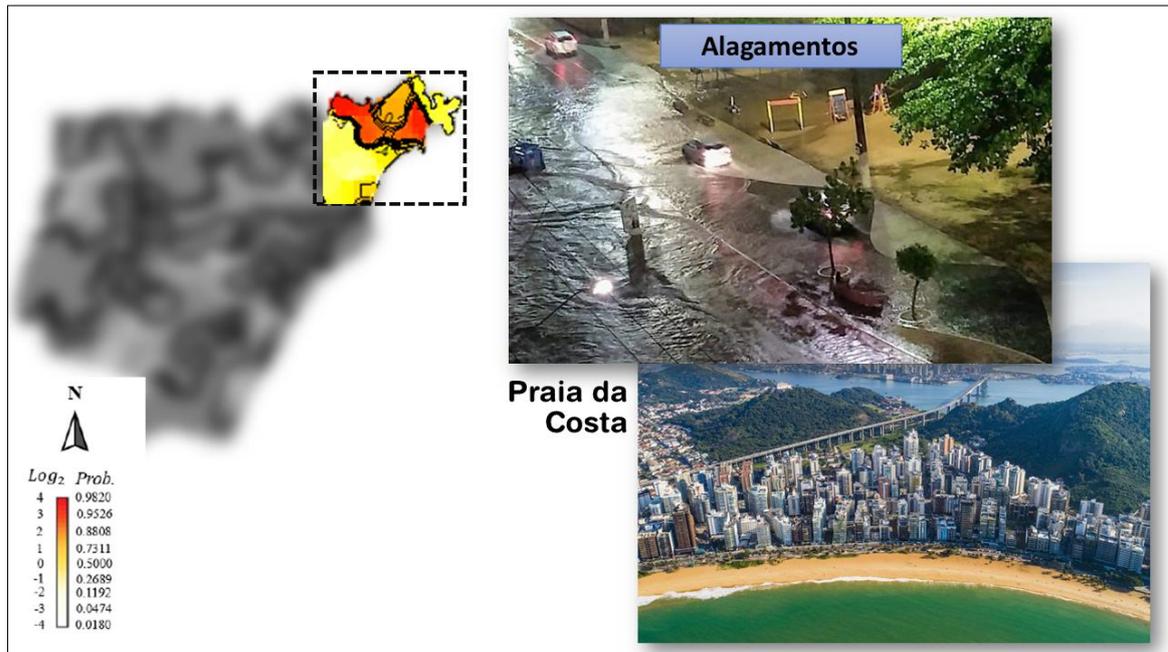
Fonte: Elaborado pelo autor.

Durante toda a trajetória do trabalho, buscou uma coerência com modelo estimado (variáveis significativas e resposta), somado com informações estatísticas e simulações associadas ao mapa de susceptibilidade, tudo isso para obter um produto validado e de qualidade. Mas, ainda é possível realizar uma validação da superfície estimada através da comparação de registros de eventos de inundações e alagamentos na região, tendo em vista que é possível retratar e buscar evidências dos cenários de ocorrência de eventos extremos, já que eles existem e foram pontuados na tabela 1 no início do trabalho.

Para esse momento, foram escolhidos dois pontos conhecidos da região de estudo por serem corriqueiros a ocorrência dos eventos de natureza hidrometeorológica. No primeiro exemplo (figura 12) foi destacado parte do bairro Praia da Costa, localizado na região nordeste da área de estudo. Esse é o bairro com a maior população seja por

números absolutos ou por km² de todo o município de Vila Velha. O reflexo disso é o retrato da presença de uma superfície bastante adensada de perturbações antrópicas ao meio natural (extrema urbanização) e com uma camada super impermeável de asfalto e concreto, por exemplo.

Figura 12 - Relação entre o mapeamento de susceptibilidade a inundações e alagamentos e evidencia de eventos em parte da região do bairro Praia da Costa em 2019.



Fonte: Elaborado pelo autor.

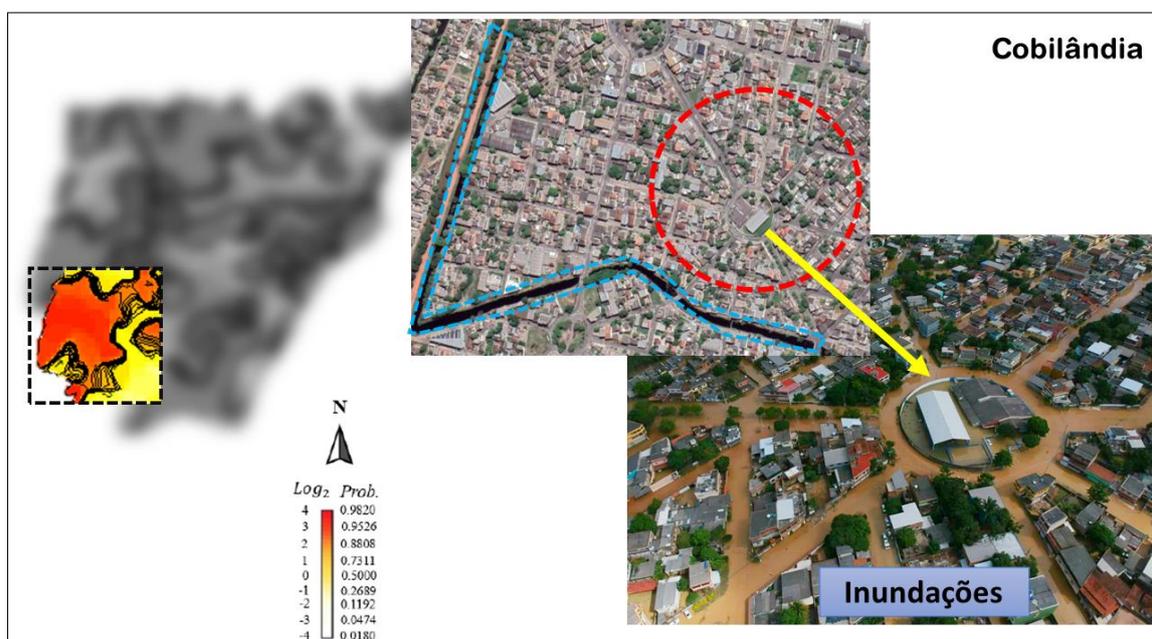
Essas evidências bióticas associadas a uma declividade praticamente nula na região, favorece majoritariamente os eventos de alagamentos, conforme sinalizado na escala de probabilidades do mapa final e pela imagem de exemplo ao um evento ocorrido em 2019 inserido na figura 12, demonstrando que mesmo que os dados do trabalho tenham sido sistematizados em um período um pouco anterior, os padrões de acontecimentos dos eventos ainda existem.

A congruência de maiores probabilidades de alagamentos ao invés de inundações na região está relacionada aos caminhos de formação e caracterização do perfil populacional do bairro. A formação do bairro ao longo dos anos foi e é marcada por diretrizes de interesses e incentivos sociais e econômicos que privilegiaram o planejamento e execução de obras, serviços públicos e outros instrumentos urbanos que foram cruciais para evitar episódios de enchentes e inundações, já que o parte do bairro era conhecido

por esses eventos provocados pelo o canal da costa. O cenário atual, então, são serviços de drenagem, canais artificiais e bombeamento de água para o mar que minimizam as chances de inundações, porém, a outra face de desenvolvimento do bairro trouxe muitas perturbações e criação de cenários para o acontecimento e alagamentos tendo em vista a dificuldade que é escoar grandes volumes de água em uma região bastante adensada e impermeabilizada.

No segundo exemplo, para o bairro de Cobilândia (figura 13), o processo de ocupação e diretrizes de planejamento e incentivos foram diferenciados, sempre marcado pela ocupação populacional de média e baixa renda, a infraestrutura chegou de forma atrasada e descompassada. Local mais afastado do centro da cidade, a presença de dois rios (Marinho e Aribiri) circundando o bairro foram um dos fatores que deixou o bairro menos atrativo e com menos interesse mercadológico. A falta de interesses e incentivos fizeram com que o nível de planejamento fosse menor se comparado com Praia da Costa, o resultado são eventos de inundação frequentes e alguns lugares também acompanham pontos isolado de alagamento e o evento registrado em 2019 evidencia o padrão de probabilidade indicado pelo mapa mesmo fora do período de dados do trabalho.

Figura 13 - Relação entre o mapeamento de susceptibilidade a inundação e alagamentos e evidencia de eventos em parte da região do bairro Cobilândia em 2019.



Fonte: Elaborado pelo autor.

5 Conclusões

Diante dos resultados apresentados a conclusão geral é importante para enriquecer futuras pesquisas e modelagens sobre a geoestatística e inundações e alagamentos urbanos é justamente o pensar em conjunto o físico e o biótico para a modelagem dos eventos. Esses dois aspectos devem trabalhar em conjunto, pois unidos tem uma capacidade de explicar melhor os diferenciados resultados que se pode obter nesse tipo de modelagem complexa e com muitos dados potencialmente não lineares.

Sobre a variável resposta, a claramente uma necessidade de incluir outros tipos de mapeamento, principalmente mapeamentos que já estejam em formatos de processo pontuais espaciais ao invés de poligonais e divididos por áreas, esse segundo tipo de dado pode generalizar mais os limites das informações do fenômeno e limitar o mapa de espacialização final.

A escolha de boas variáveis explicativas ajudou a estabelecer um padrão de suscetibilidade justa e aceitável para esse local em Vila Velha, porém essas variáveis podem sofrer mudanças a depender das características da área de estudo e o ano de coleta dos dados. Mas, como foi proposto, houve uma certa coerência com o que foi mapeado e a realidade espacializada no fenômeno com a exemplificação de dois bairros.

Sobre o modelo, a superfície de suscetibilidade gerada pelo modelo se mostrou coerente e permitiu visualizar as regiões de maior probabilidade de alagamento e inundações em forma de *hotspots* o que auxilia a toma de decisões mais diretas sobre as áreas críticas. Ou seja, a predição para essas áreas foi boa, já para os pontos de não ocorrência houve uma considerável variação. A espacialização dos erros associados aos valores obtidos pelo modelo mostrou que as áreas de transição entre as classes apresentaram maiores erros associados.

Para trabalhos futuros, outras variáveis explicativas (principalmente bióticas) devem ser consideradas e outros tipos de mapeamentos a variável resposta deve ser inseridos. Além disso, um mapa de incerteza deve ser elaborado em conjunto com a classificação, para garantir uma maior confiabilidade ao mapa apresentado, visto que é importante se ter em mente que um modelo é apenas uma representação da realidade, e sempre irão existir erros associados ao mapa final.

6 Referências

_____. PREFEITURA MUNICIPAL DE VILA VELHA. Plano municipal de proteção e defesa civil. Vila Velha, 2019.

ALBERTI, Marina; MARZLUFF, John M.; SHULENBERGER, Eric; BRADLEY, Gordon; RYAN, Clare; ZUMBRUNNEN, Craig. (2003). Integrating humans into ecology: opportunities and challenges for studying urban ecosystems. *BioScience*, 53(12), 1169-1179.

BAILEY, Trevor C.; BARCELLOS, Christovam; KRZANOWSKI, Wojtek. J. Use of spatial factors in the analysis of heavy metals in sediments in a Brazilian coastal region. *Environmetrics: The official journal of the International Environmetrics Society* 16.6, 2005: 563-572.

BRENNING, Alexander. Benchmarking classifiers to optimally integrate terrain analysis and multispectral remote sensing in automatic rock glacier detection, *Remote Sens. Environ.*, v. 113, p. 239–247, 2009.

CONCEIÇÃO, G. M. DE S., SALDIVA, P. H. N., & SINGER, J. DA M. Modelos MLG e MAG para análise da associação entre poluição atmosférica e marcadores de morbimortalidade: uma introdução baseada em dados da cidade de São Paulo. *Revista Brasileira de Epidemiologia*, 4(3), 206–219, 2001. <https://doi.org/10.1590/s1415-790x2001000300007>.

DATASUS. População Residente - Censo, Contagens Populacionais e Projeções Intercensitárias, 2021. Disponível em: <http://tabnet.datasus.gov.br/cgi/tabcgi.exe?ibge/cnv/popos.def> Acesso em: 20 mai. 2021.

FAULKNER, Stephen. Urbanization impacts on the structure and function of forested wetlands. *Urban Ecosystems*, v. 7, n. 2, p. 89-106, 2004.

GAO. B.C. NDWI a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, v.58, p.1- 9, 1996.

GARCIA, D. Configuração urbana do município de vila velha/es: reflexões sobre os espaços livres e áreas ambientalmente fragilizadas. QUAPA-SEL, p. 1–14, 2011.

- GOETZ, Jason N.; GUTHRIE, Richard H.; BRENNING, Alexander. Integrating physical and empirical landslide susceptibility models using generalized additive models, *Geomorphology*, v. 129, p. 376–386, 2011.
- GRIMM, Nancy B.; FAETH, Stanley H.; GOLUBIEWSKI, Nancy E.; REDMAN, Charles L.; WU, Jianguo; BAI, Xuemei; BRIGGS, John M. Global change and the ecology of cities. *Science*, 319(5864), 756-760, 2008.
- GUZZETTI, F.; REICHENBACH, P.; ARDIZZONE, F.; CARDINALI, M.; GALLI, M. Estimating the quality of landslide susceptibility models, *Geomorphology*, v. 81, p. 166–184, 2006.
- HASTIE, Trevor J.; TIBSHIRANI, Robert J. *Generalized Additive Models*. 1 ed. London; New York: Chapman and Hall, 1990. 335p.
- JUAN C.; VALDIVIEZO, N.; ALEJANDRO, Q.; GARIBAY, A.; CALOCA, A. "Built-up index methods and their applications for urban extraction from Sentinel 2A satellite data: discussion," *J. Opt. Soc. Am. A* 35, 35-44, 2018.
- JUNK, W. J.; BAYLEY, P. B.; SPARKS, R. E. The flood pulse concept in river-floodplain systems. *Canadian Special Publications for Fisheries and Aquatic Sciences*, v. 106, p. 110–127, 1989.
- KELSALL J.E.; DIGGLE P.J. Spatial variation in risk of disease: a nonparametric binary regression approach. *Journal of the Royal Statistical Society Series C Applied Statistics*, v. 47, P. 559-573, 1998.
- LAVELL THOMAS, Allan. *Ciencias Sociales y Desastres Naturales en America Latina: Un Encuentro Inconcluso*. In: MASKREY, Andrew (Org.). *Los Desastres no son Naturales*. LaRED - Red de Estudios Sociales en Prevencion de Desastres en America Latina, 1993.
- MATOS, P. Estudo epidemiológico, espacial e temporal, na análise da associação entre poluição do ar e o número de atendimentos hospitalares por causas respiratórias em crianças, na Região da Grande Vitória, ES. Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental) - Universidade Federal do Espírito Santo, Centro Tecnológico. 231, 2012.

PARNELL, Susan; SCHEWENIUS, Maria; SENDSTAD, Marte; SETO, Karen C.; WILKINSON, C. *Urbanization, biodiversity and ecosystem services: challenges and opportunities*. Springer, Dordrecht, 2013.

PETSCHKO, H.; BRENNING, A.; BELL, R.; GOETZ, J.; GLADE, T. Assessing the quality of landslide susceptibility maps - case study Lower Austria. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, v. 14, n. 95-118, 2014.

PIEIDADE, M. T. F.; SCHÖNGART J.AND WITTMANN, F. P. P.; JUNK, W. J. Impactos ecológicos da inundação e seca na vegetação das áreas alagáveis amazônicas. In: BORMA L. DE S.AND NOBRE, C. (Ed.). *Secas na Amazônia: causas e conseqüências*. São Paulo: Oficina de Textos, 2013. p. 409–461

RAJPUT, T.; SINGHAL, A.; ROUTROY, S.; DHADSE, K.; TYAGI, G. Urban policymaking for a developing city using a hybridized technique based on swot, ahp, and gis. *Journal of Urban Planning and Development*, v. 147, n. 2, p. 1–18, 2021.

SERVIÇO GEOLÓGICO DO BRASIL - CPRM. Carta de suscetibilidade a movimentos gravitacionais de massa e inundação e alagamentos: município de Vila Velha - ES. Espírito Santo: CPRM, 2015. 1 mapa. Escala 1:50.000.

SOTHE, Camile; CAMARGO, Eduardo C. G.; GERENTE, Jéssica; RENNÓ, Camilo D.; MONTEIRO, Antônio M. V. Uso de Modelo Aditivo Generalizado para Análise Espacial da Suscetibilidade a Movimentos de Massa. *Revista do Departamento de Geografia*, 34, 68-81,2012.

SOUZA, G. M.; ROMUALDO, S. Inundações urbanas: A percepção sobre a problemática socioambiental pela comunidade do bairro jardim natal: Juiz de Fora (MG). *XIII Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada*, p. 1–16, 2009.

TUCCI, C. E. M.; BERTONI, J. *Inundações urbanas na América do Sul*. Porto Alegre: Associação Brasileira de Recursos Hídricos, 2003.

TURKMAN, M. A. A., & SILVA, G. L. Modelos Lineares Generalizados: da teoria à prática. *VIII Congresso Anual Da Sociedade Portuguesa de Estatística*, 153, 2000. <http://docentes.deio.fc.ul.pt/maturkman/mlg.pdf>,

UEHARA, Tatiana D. T.; CAMARGO, Eduardo C. G.; SOTHE, Camile; KÖRTING, T. S. Aplicação do Modelo Aditivo Generalizado espacial para a modelagem da

susceptibilidade a ocorrência de deslizamentos. IN: *Proceedings XXI GEOINFO*, November 30 - December 03, 2020, São José dos Campos, SP, Brazil. p 192-197, 2020.

UNESCO, UM-Water. United Nations World Water Development Report 2020: Water and Climate Change, Paris, UNESCO, 2020.

VALERIANO, M. Topodata: guia para utilização de dados geomorfológicos locais (TOPODATA: local geomorphologic data usageguide). In Technical Report of National Institute for Space Research, São José dos Campos, Brazil, INPE-15318-RPE/818, 2008.

VORPAHL, P., ELSENBEER, H., MÄRKER, M., AND SCHRÖDER, B. How can statistical models help to determine driving factors of landslides. *Ecol. Model.*, v. 239, p. 27-39, 2012.

ZAHARIA, L., Costache, R., Prăvălie, R., & Ioana-Toroimac, G. Mapping flood and flooding potential indices: a methodological approach to identifying areas susceptible to flood and flooding risk. Case study: the Prahova catchment (Romania). *Frontiers of Earth Science*, 11(2), 229–247, 2017.

ZHA, YONG & GAO, JINGQING & NI, S. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing - INT J REMOTE SENS.* 24. 583-594. 10.1080/01431160304987, 2003.