



**INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS - INPE**

**Divisão de Observação da Terra e Geoinformática – DIOTG**

**Aplicação do Modelo Aditivo Generalizado Espacial para a  
Modelagem da Susceptibilidade à Ocorrência de Alagamentos e Enchentes**

Elton Vicente Escobar Silva

Trabalho de conclusão da disciplina  
SER 301 - Análise Espacial  
de Dados Geográficos

São José dos Campos

2020

## SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS .....	ii
LISTA DE TABELAS .....	ii
1. Introdução e Motivação .....	1
2. Objetivos.....	2
3. Enchentes no Brasil: Breve Contextualização .....	3
4. Área de Estudo.....	4
4.1 <i>Descrição da área de estudo</i> .....	4
4.2 <i>Estudo de caso</i> .....	5
5. Materiais e Métodos.....	7
5.1 <i>Preparação do Banco de Dados</i> .....	8
5.1.1 <i>Variável resposta</i> .....	8
5.1.2 <i>Variáveis explicativas</i> .....	9
5.1.3 <i>Arquivo final</i> .....	11
5.2 <i>Modelo Aditivo Generalizado Espacial (SPGAM)</i> .....	12
6. Resultados e Discussão .....	13
7. Conclusões .....	15
Agradecimentos .....	16
REFERÊNCIAS .....	16

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1:</b> Localização da área de estudo.....	5
<b>Figura 2:</b> Mapa de localização dos 9 bairros afetados pelos alagamentos, oriundos das fortes chuvas do dia 10 de março de 2019.....	6
<b>Figura 3:</b> Fluxograma das etapas desenvolvidas nesse trabalho. Adaptado de Sothe et al. (2017). .....	7
<b>Figura 4:</b> Localização dos pontos de alagamento (triângulo em laranja) e os pontos de não alagamento (círculos em verde), gerados de forma aleatória. ....	9
<b>Figura 5:</b> Variáveis explicativas utilizadas neste trabalho. (1) Hidrografia (utilizada para calcular a menor distância ao curso d'água mais próximo); (2) Declividade em graus; (3) Elevação em metros; (4) Orientação da vertente em graus.....	11
<b>Figura 6:</b> Mapa de suscetibilidade a alagamentos e enchentes estimado para o município de São Caetano do Sul (SP), com contornos de tolerância de 95%. Sendo (—) contorno da superfície com p-valor de 97,5% e (---) contorno de 2,5%.....	14
<b>Figura 7:</b> À direita, <i>Boxplot</i> da probabilidade estimada para os pontos de ocorrência e não ocorrência, associados a alagamentos e enchentes. À esquerda, as estatísticas associadas ao <i>Boxplot</i> .....	14

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1:</b> Número de pessoas afetadas, fatalidades e porcentagem de municípios que reportam os dados relacionados a enchentes por ano. ....	3
<b>Tabela 2:</b> Impactos sociais e econômicos em São Caetano do Sul decorrente das enchentes ocorridas em 10 de março de 2019.....	7
<b>Tabela 3:</b> Descrição das variáveis explicativas (variáveis independentes) utilizadas no estudo..	11

## **1. Introdução e Motivação**

De acordo com a Organização das Nações Unidas (ONU), no ano de 2018, a população mundial era de aproximadamente 7,63 bilhões de pessoas, sendo que cerca de 55% da população residia nas áreas urbanas (UN, 2019). De acordo com as projeções da ONU, a população mundial atingirá a marca de 9,77 bilhões de pessoas no ano de 2050 e espera-se que a população urbana seja de cerca de 6,6 bilhões de pessoas (68% da população total), o que representaria um aumento de 2,46 bilhões de pessoas vivendo nas cidades (UN, 2019). Ainda segundo as estimativas da ONU, esse aumento na população urbana se dará, principalmente, em países em desenvolvimento. Quanto ao cenário nacional, de acordo com o último censo demográfico realizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE (2010), aproximadamente 85% da população total residia na área urbana e segundo a ONU, essa proporção pode atingir a marca de 92,4% no ano de 2050 (UN, 2019).

A urbanização tem graves implicações negativas tanto no ambiente físico quanto no biológico. Quanto aos aspectos bióticos, a urbanização está principalmente ligada à perda e fragmentação do habitat natural (Alberti et al., 2003; Faulkner, 2004), e à degradação dos serviços ecossistêmicos (Parnell et al., 2013). Do ponto de vista físico ambiental, algumas das modificações mais comuns causadas pela urbanização envolvem principalmente uso e mudança da cobertura do solo, aumento da cobertura impermeável da superfície, alteração da hidrologia (Grimm et al., 2008).

Neste contexto, as inundações urbanas representam uma fonte de perigos tanto para países desenvolvidos quanto para países em desenvolvimento (Jha, Bloch & Lamond, 2012). As inundações urbanas não só colocam em risco a vida humana, mas também podem causar danos à propriedade, migração em massa, perturbações sociais e econômicas (Grabs, Tyagi & Hyodo, 2007), degradação ambiental (Barnes et al., 2001), e até mesmo escassez de alimentos, energia, água e outras necessidades básicas (Grabs, Tyagi & Hyodo, 2007). Em termos globais, as enchentes causam mais impacto do que qualquer outro desastre natural (mais de 30%). Considerando apenas o ano de 2010, 178 milhões de pessoas foram afetadas pelas inundações em todo o mundo, e estima-se que de 2005 a 2015, as inundações causaram uma perda econômica média anual global de US\$ 58,4 bilhões (UNDRR, 2019). Além disso, estima-se que as enchentes urbanas aconteçam com mais frequência e gravidade à medida que mais eventos hidrometeorológicos extremos ocorram devido as mudanças climáticas (IPCC, 2019).

Para enfrentar as inundações urbanas é necessário discutir e desenvolver o conhecimento científico e tecnológico, além de novas abordagens de governança, as quais devem ser adaptadas à realidade local (Jha, Bloch & Lamond, 2012). Desta forma, o mapeamento de áreas urbanas propensas a inundações ou *hotspots* de risco de inundação (Jha, Bloch & Lamond, 2012) é uma ferramenta importante para mitigar potenciais impactos adversos de inundações. Ele não apenas fornece informações sobre a distribuição espacial da ocorrência do evento investigado, bem como indica as áreas de maiores probabilidades de risco, fornecendo assim informações cruciais aos gestores públicos e tomadores de decisão (Guzzetti et al. 2006).

Um grande e constante desafio para pesquisadores e tomadores de decisão é a interpretação das tendências espaciais de fenômenos ambientais, como enchentes e alagamentos, visto que tais eventos normalmente geram dados complexos que são multivariados e potencialmente não lineares (Bailey et al., 2005). A literatura aponta diversas soluções para tal problemática. Dentre as diversas técnicas de modelagem, modelos estatísticos que utilizam a análise de regressão têm se mostrado meios eficientes e efetivos para a identificação de áreas com alto potencial da ocorrência do fenômeno investigado (Leite, 2019), bem como para medir quantitativamente as probabilidades da sua ocorrência, as quais estão associadas a possíveis fatores condicionantes desse processo (Brenning, 2012).

Alguns modelos adotam o pressuposto que novas ocorrências do fenômeno investigado são baseadas em condições semelhantes de eventos anteriores (Sothe et al., 2017). Nesse contexto, o modelo aditivo generalizado, do inglês *generalized additive models* – GAM (Hastie e Tibshirani, 1990), tem sido amplamente utilizado para modelagem de áreas de suscetibilidade, principalmente para movimento de massa e deslizamento (e.g. Brenning, 2008; Park e Chi, 2008; Goetz et al., 2011; Sothe et al., 2017; Uehara et al., 2020), por ser considerada uma técnica flexível e efetiva (Matos, 2012) na modelagem das relações não lineares entre as variáveis resposta e explicativas (Hastie e Tibshirani, 1990; Brenning, 2009; Goetz et al., 2011). Entretanto, não foram encontrados trabalhos na literatura que utilizassem o GAM no mapeamento de suscetibilidade a inundações e enchentes.

## **2. Objetivos**

O objetivo desse trabalho é analisar os fatores condicionantes à ocorrência de alagamentos e enchentes no município de São Caetano do Sul (SP) empregando um modelo aditivo generalizado

espacial e elaborar um mapa de suscetibilidade indicando locais com maior probabilidade de ocorrência desses eventos.

### 3. Enchentes no Brasil: Breve Contextualização

No Brasil, as enchentes se intensificam durante o período das chuvas, de dezembro a março. De acordo com o Atlas Brasileiro de Desastres Naturais, de 1991 a 2012, as enchentes foram responsáveis por 73% das mortes relacionadas aos desastres naturais (CEPED, 2013), e apenas entre 2000 e 2010, as enchentes causaram pelo menos 1.200 fatalidades e estimasse que causaram perdas econômicas de cerca de US \$ 2,8 bilhões (Sprissler, 2011). De 2013 a 2018, 133 pessoas foram mortas por inundações e mais de 11 milhões de pessoas foram afetadas devido a eventos de inundação, conforme mostrado na Tabela 1 (S2iD, 2020). No entanto, estima-se que esses números possam ser ainda maiores, uma vez que nem todos os 5.570 municípios reportam os dados associados a esses eventos ao Sistema Integrado de Informações sobre Desastres - S2iD.

**Tabela 1:** Número de pessoas afetadas, fatalidades e porcentagem de municípios que reportam os dados relacionados a enchentes por ano.

Ano	Número total de pessoas afetadas	Número de fatalidades	Porcentagem de municípios que relatam dados
2013	1.484.625	31	53%
2014	2.169.270	41	55%
2015	1.828.374	24	58%
2016	1.403.296	8	60%
2017	3.040.579	24	69%
2018	1.423.607	5	73%

Observação: apenas dados que foram classificados como aceitos no S2iD foram considerados nessa pesquisa. Fonte: Ministério da Integração, S2iD (2020).

O sudeste do Brasil tem sido castigado por várias chuvas torrenciais na última década. Em janeiro de 2011, após o estado do Rio de Janeiro ter sofrido fortes chuvas, algumas das piores da história do estado, estima-se que enchentes e deslizamentos afetaram quase 1 milhão de pessoas, causando 1.166 mortes e danos financeiros de aproximadamente R\$ 15,3 bilhões (World Bank, 2014). Em abril de 2019, após uma precipitação recorde de mais de 340 mm em 24 horas na cidade

do Rio de Janeiro, pelo menos 10 pessoas morreram nas enchentes e um rastro de destruição foi deixado (G1, 2019).

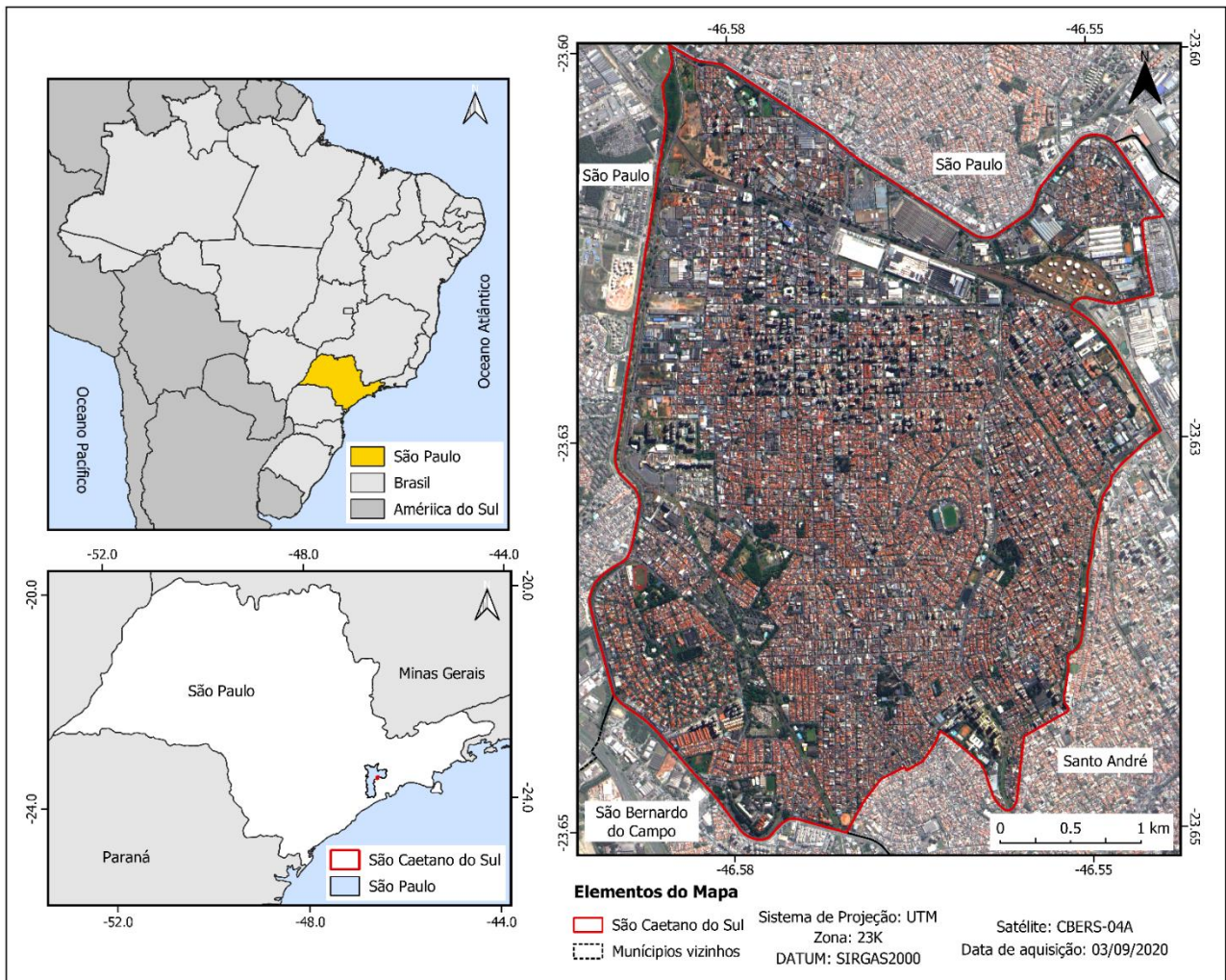
Em janeiro de 2020, os estados do Espírito Santo e Minas Gerais foram duramente atingidos por fortes chuvas que provocaram grandes enchentes. Em Minas Gerais, oficiais da defesa civil afirmaram que ao menos 47 pessoas morreram, 101 municípios declararam estado de emergência e quase 19.000 pessoas foram retiradas de suas casas devido a danos causados por enchentes ou deslizamentos (Floodlist News, 2020a). No Espírito Santo, o governo do estado declarou que pelo menos 3 pessoas morreram nas enchentes e mais de 10.000 pessoas foram obrigadas a deixar suas casas (Floodlist News, 2020b). Mais recentemente, em fevereiro de 2020, depois que o estado de São Paulo foi atingido por chuvas torrenciais, o governo estadual relatou 4 fatalidades relacionadas às enchentes e que 246 pessoas foram deslocadas em todo o estado (Floodlist News, 2020c).

#### **4. Área de Estudo**

O município de São Caetano do Sul foi escolhido como área de estudo devido ao fato de que (i) possui um histórico de eventos de enchentes extremas, com grandes impactos em sua economia e população; e (ii) tem uma contribuição significativa para o produto interno bruto do estado de São Paulo - PIB (SEADE, 2017).

##### *4.1 Descrição da área de estudo*

O local de estudo deste trabalho é o município de São Caetano do Sul, que está localizado no setor sul da Região Metropolitana de São Paulo (RMSP) e pertence a uma importante região industrial do Brasil, denominada região ABCD (Fig. 1). O município é intensamente conurbado por São Paulo, Santo André e São Bernardo do Campo, fazendo com que os limites físicos entre as cidades sejam perdidos. São Caetano do Sul, junto com Ferraz de Vasconcelos, é uma das duas cidades do estado de São Paulo que não são cortadas por alguma rodovia estadual ou federal (IBGE, 2020). Segundo o IBGE, a população de São Caetano do Sul é estimada em cerca de 161.957 habitantes em uma área de 15,33 km<sup>2</sup> (IBGE, 2020). Além disso, é a segunda cidade com maior densidade econômica (IBGE, 2019) e atualmente ocupa a 11<sup>a</sup> posição nacional no índice de desenvolvimento municipal divulgado pela Federação das Indústrias do Estado do Rio de Janeiro (FIRJAN, 2018).



**Figura 1:** Localização da área de estudo.

A área de estudo localiza-se num planalto adjacente à Serra do Mar, com uma altitude média de cerca de 750 m acima do nível do mar. Segundo a classificação climática de Köppen (1931), São Caetano do Sul possui clima subtropical úmido, com verão moderadamente quente e chuvoso e inverno moderado e seco. A temperatura média anual é aproximadamente 18 °C, sendo os meses mais frios e quentes, os meses de julho (média de 15 °C) e fevereiro (média de 21 °C), respetivamente. O índice pluviométrico anual é em torno de 1.361 mm (IBGE, 2020).

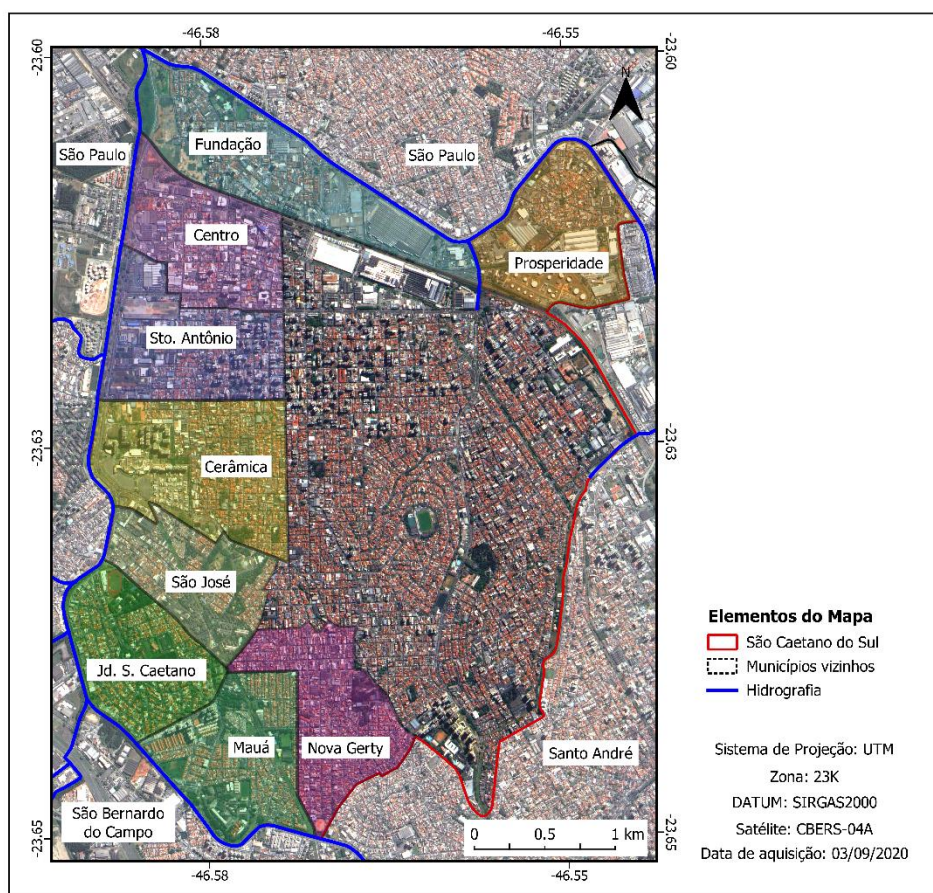
#### 4.2 Estudo de caso

De acordo com a defesa civil de São Caetano do Sul, no dia 10 de março de 2019, o município foi assolado por inundações generalizadas e graves, oriundas do elevado volume de chuvas, cerca de 160 mm em 6 horas ininterruptas. Somado a isso, a agravante do desfecho final



das águas vindas dos municípios vizinhos (Ribeirão Pires, Mauá, Santo André, São Bernardo do Campo, Diadema e São Paulo) causou extravasamento dos rios Tamanduateí e Ribeirão dos Meninos, os quais delimitam parte do território municipal (Defesa Civil, 2019).

Aproximadamente 2.000 edificações foram inundadas, sendo que mais da metade dessas construções, a altura da água pluvial subiu acima de 2 metros em relação ao piso térreo, enquanto alguns bairros tiveram acúmulo de aproximadamente 2,70 m de altura em relação a via pública e no interior das residenciais. 9 bairros foram atingidos no total, sendo eles: Centro, Cerâmica, Fundação, Jardim São Caetano, Mauá, Nova Gerty, Prosperidade, Santo Antônio e São José (Figura 2) (Defesa Civil, 2019).



**Figura 2:** Mapa de localização dos 9 bairros afetados pelos alagamentos, oriundos das fortes chuvas do dia 10 de março de 2019.

A magnitude do evento superou a capacidade de gestão do desastre pelo poder público municipal, e conseqüentemente, o atendimento simultâneo de vítimas em vários bairros foi impossibilitado (Defesa Civil, 2019). Em decorrência dos alagamentos e inundações, infelizmente,

3 pessoas faleceram, 20 ficaram feridas, 10 enfermas enquanto outras 8.000 foram desalojadas. Danos econômicos públicos ficaram acima de R\$ 3.000.000,00, enquanto os prejuízos econômicos privados chegaram a R\$ 9.000.000,00 (Tabela 2).

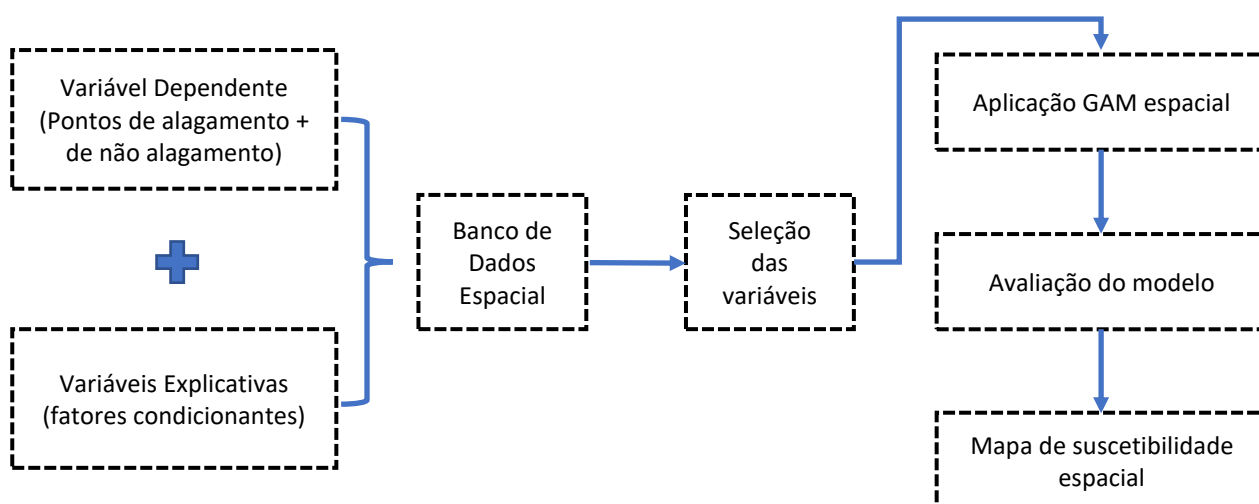
**Tabela 2:** Impactos sociais e econômicos em São Caetano do Sul decorrente das enchentes ocorridas em 10 de março de 2019.

Número Fatalidades	Número Feridos	Enfermos	Número desalojados	Outros afetados*	Danos Econômicos Públicos	Danos Econômicos Privados
3	20	10	8.000	40.000	R\$ 3.150.000,00	R\$ 9.000.000,00

\*Pessoas afetadas diretamente pelo desastre (excetuando as já informadas anteriormente). Observação: apenas dados que foram classificados como aceitos no S2iD foram considerados nessa pesquisa. Fonte: Defesa Civil de São Caetano do Sul e Ministério da Integração, S2iD (2020).

## 5. Materiais e Métodos

Esta seção está dividida em duas partes. A primeira é dedicada à preparação do banco de dados utilizados neste trabalho, enquanto a segunda parte discorre sobre o método aplicado. A Figura 3 apresenta o fluxograma das etapas desenvolvidas nesse trabalho.



**Figura 3:** Fluxograma das etapas desenvolvidas nesse trabalho. Adaptado de Sothe et al. (2017).

## 5.1 Preparação do Banco de Dados

Como anteriormente mencionado, não foram encontrados trabalhos que utilizassem GAM para análise espacial da suscetibilidade a enchentes e alagamentos. Desta forma, a escolha dos dados de entrada (variáveis explicativas) para o modelo foi realizada de acordo com a disponibilidade dos dados do evento analisado (enchentes e alagamentos no dia 10 de março de 2019). Todos os procedimentos para a construção do banco de dados foram feitos no software *QGIS* (versão 3.14 – *Pi*).

### 5.1.1 Variável resposta

O arquivo vetorial dos pontos de alagamento foi gerado a partir de uma lista com a descrição das áreas afetadas (relação de ruas, avenidas e outros logradouros com as respectivas numerações) fornecida pela defesa civil de São Caetano do Sul. No total, foram gerados 325 pontos de alagamento. Utilizou-se a função de adição de camada vetorial, formato tipo ponto, para esse procedimento. As coordenadas de cada pontos foram extraídas a partir da função de extração de coordenadas geográficas, disponível no item calculadora de campo (*'Field Calculator'*). Para a verificação se pontos foram gerados corretamente, utilizou-se uma imagem de alta resolução (1 m) dos satélites Google (*Google Satellite Hybrid*), adicionada pelo *plug-in XYZ Tiles*. Esse *plug-in* permite que o usuário do *QGIS* consiga se conectar com servidores externos para a adição de imagens de satélite como mapa base (*'base map'*)

Considerando que na aplicação do GAM a variável dependente é binária (ausência ou presença de alagamento), foi necessário gerar pontos em locais dentro da área de estudo em que não ocorreram alagamentos no estudo de caso (chuvas de 10 de março de 2019). *Buffers* de 100 metros foram gerados a partir dos pontos de alagamento, para que em seguida fosse extraída a área total de não ocorrência de alagamento. Para essa etapa, utilizou-se a ferramenta de geoprocessamento *Buffer*, disponível na biblioteca de Geometria de Vetores (*'vector geometry'*). Uma vez que a área total de não alagamento estava criada, gerou-se, de forma totalmente aleatória, 325 pontos de não alagamento utilizando a ferramenta Pontos Aleatórios dentro de uma Extensão (*'Random Points in Extent'*) disponível na biblioteca Ferramentas de Pesquisa (*'research tools'*).

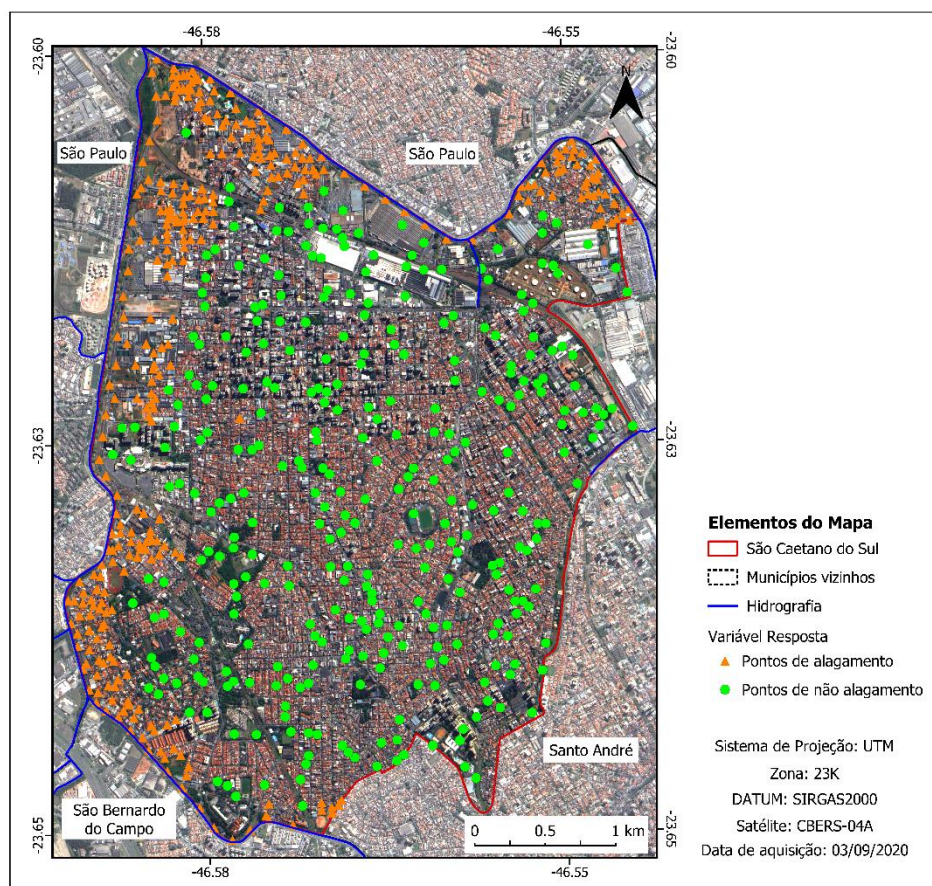
Nesse procedimento buscou-se obter a mesma quantidade de pontos de ocorrência e de não ocorrência de enchentes e alagamentos, visando equidade nos dados utilizados, e que não acontecesse sobreposição ou intersecção de amostras de classes distintas (alagamento e não

alagamento) (Figura 4). Por fim, obteve-se as coordenadas em projeção Universal Transversal de Mercator (UTM) de cada ponto e associou-as com o seu respectivo ponto no arquivo vetorial.

### 5.1.2 Variáveis explicativas

Como variáveis independentes ou fatores condicionantes, foram utilizados três descritores geomorfométricos (elevação do terreno, declividade do relevo e orientação de vertentes) e a distância Euclidiana dos cursos d'água. Vale ressaltar que essas eram as únicas variáveis disponíveis para a execução desse trabalho.

A variável de elevação possui unidade em metros e corresponde ao valor do *pixel* no MDT. A declividade corresponde ao ângulo de inclinação (zenital) da superfície do terreno em relação à horizontal. Em alguns trabalhos a declividade é referida como a primeira derivada da elevação, baseando-se na proporção entre desníveis e suas respectivas distâncias horizontais. Ela pode ser



**Figura 4:** Localização dos pontos de alagamento (triângulo em laranja) e os pontos de não alagamento (círculos em verde), gerados de forma aleatória.

expressa de duas maneiras: em graus (de 0° a 90°) ou em porcentagem (de 0% a infinito) (Valeriano, 2008). A orientação de vertentes (também chamada exposição ou direção) é definida pela direção transversal às curvas de nível, ou seja, o ângulo azimutal correspondente à maior inclinação do terreno, no sentido descendente, acompanhando o fluxo esperado do escoamento superficial. É expressa em graus, variando de 0 a 360°. Por fim, a distância Euclidiana dos cursos d'água corresponde à menor distância do ponto ao curso d'água mais próximo.

Para a extração dos valores da elevação do terreno, declividade do relevo e orientação das vertentes, foi utilizado o modelo digital de terreno (MDT) com 5 m de resolução, elaborado pela Empresa Paulista de Planejamento Metropolitano S/A (EMPLASA) em 201. Os valores de elevação foram extraídos utilizando a ferramenta Valores de Amostra de *Raster* (*'Sample Raster Value'*) da biblioteca Análise de *Raster* (*'Raster Analysis'*). Para os 650 pontos (alagamento e não alagamento), os valores da elevação variaram entre 731 e 803 m. Já a declividade foi obtida com a ferramenta *Slope* da biblioteca Análise de Terreno de *Raster* (*'Raster Terrain Analysis'*). Para esse trabalho a declividade foi calculada em graus e, para os 650 pontos amostrados, ela variou de 0 a 35,6°. Por fim, para o cálculo da orientação de vertentes, foi utilizada a ferramenta *Aspecto* (*'Aspect'*) da biblioteca SAGA disponível no QGIS. Nesse trabalho, observou-se que a orientação das vertentes variou entre os seus valores extremos, isto é, de 0 a 360°.

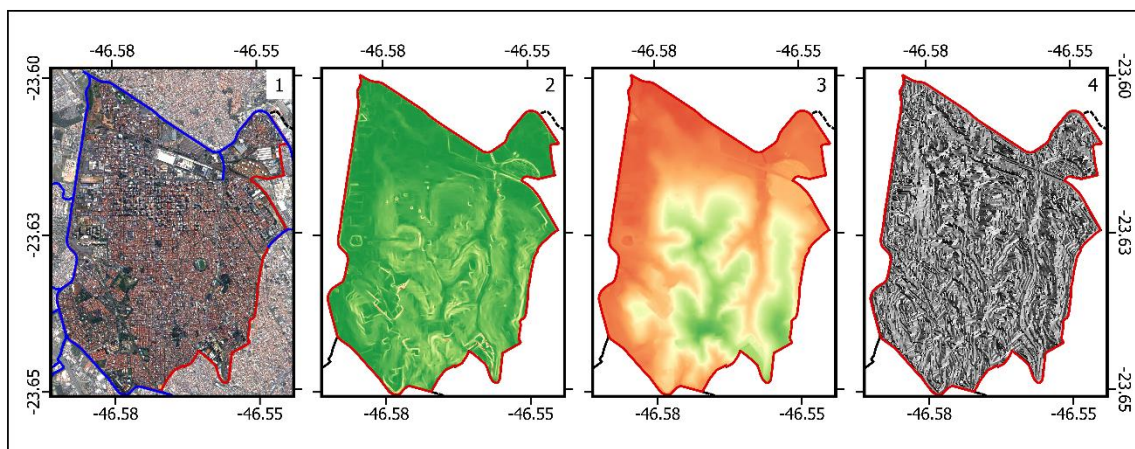
Para o cálculo da distância Euclidiana dos cursos d'água, primeiramente, foi necessário o mapeamento prévio da hidrografia da área de estudo. Esse mapeamento foi realizado com base em uma imagem de alta resolução (1 m) dos satélites Google (*Google Satellite Hybrid*). Como produto, foi gerado um polígono do tipo linha com toda a hidrografia. Em seguida, foi necessário a conversão polígono hidrografia de tipo linha para tipo pontos. Para isso, utilizou-se a ferramenta Converter Linha para Ponto (*'Convert Lines to Points'*) da biblioteca SAGA. Posteriormente, calculou-se a menor distância (em metros) entre os pontos da variável resposta (alagamento ou não alagamento) e dos pontos da hidrografia utilizando a ferramenta Distância ao Hub mais Próximo (*'Distance to nearest hub'*) da biblioteca Ferramentas de Análises de Vetor (*'Vector Analysis Tools'*). Essa variável variou de 14 a 1780 m de distância ao curso d'água mais próximo.

A tabela 3 apresenta uma descrição de forma resumida das variáveis explicativas, bem como as suas respectivas unidades e a variação dos valores observados para os 650 pontos amostrados (alagamento e não alagamento). Enquanto na figura 5, as variáveis explicativas são apresentadas de forma ilustrativa.

**Tabela 3:** Descrição das variáveis explicativas (variáveis independentes) utilizadas no estudo.

Variável explicativa	Unidades	Valores observados*
Declividade	graus	0 – 35,62
Distância cursos d'água	metros	14,69 – 1780,01
Elevação do terreno	metros	731 – 803
Orientação vertente	graus	0 – 360

\*A variação dos valores observados é referente aos 650 pontos, ou seja, a somatória do número de pontos de alagamento e não alagamento.



**Figura 5:** Variáveis explicativas utilizadas neste trabalho. (1) Hidrografia (utilizada para calcular a menor distância ao curso d'água mais próximo); (2) Declividade em graus; (3) Elevação em metros; (4) Orientação da vertente em graus.

### 5.1.3 Arquivo final

Por fim, construiu-se um banco de dados único com as classes binária, onde alagamento é igual 1 e não-alagamento igual a 0, e seus respectivos atributos: elevação do terreno, declividade do relevo, orientação de vertentes e a distância Euclidiana dos cursos d'água foi gerado, bem como as coordenadas em projeção UTM (em metro) de cada ponto. Então, esse banco de dados foi convertido para o formato “valor separado por vírgula” (.csv). Do total dos 325 pontos de cada classe (alagamento e não alagamento), 70% (228 pontos) foi separado para treinamento do modelo e o restante, 30% (97 pontos), para a sua validação.

## 5.2 Modelo Aditivo Generalizado Espacial (SPGAM)

O SPGAM pode ser compreendido como um modelo de regressão logística usual estendido por uma componente aditiva  $g(s)$ , de modo que a interpretação dos efeitos fatoriais e o efeito espacial são feitos em concordância (Hastie e Tibshirani, 1990). A estrutura de modelagem utilizada na aplicação do SPGAM baseia-se em processos pontuais espaciais, pelo qual uma superfície de suscetibilidade que varia continuamente na região de interesse pode ser estimada, conforme proposto por Kelsall e Diggle (1998).

Neste contexto, para a inclusão de efeitos do fator prognóstico, este trabalho utiliza uma função de ligação *logit* para ligar o fator de efeito espacial aditivo à probabilidade de suscetibilidade ( $\rho(s)$ ), conforme a equação a descrita a seguir:

$$\text{logit}[\rho(s)] = \log \left\{ \frac{\rho(s)}{1 - \rho(s)} \right\} = \beta x + g(s) \quad (1)$$

onde:  $x$  é o vetor de fatores prognósticos individuais/locais (ou vetor de covariáveis),  $\beta$  são os efeitos das variáveis explicativas e  $g(s)$  é uma componente espacial (uma função de suavização), porém desconhecida, das coordenadas espaciais  $s$ .

Se a suscetibilidade é considerada constante, então  $g(s)$  é 0 e o modelo (Equação 1) reduz-se a um modelo de regressão logística usual (Hosmer e Lemeshow, 1989). O procedimento de estimação de um  $\beta$  e  $g(s)$  baseia-se em métodos iterativos usuais de GAM, conforme descritos por Hastie e Tibshirani (1990). Neste procedimento, a regressão Kernel ponderada é utilizada para estimar  $g(s)$  (Wand e Ripley, 2006).

Como produto, a superfície de suscetibilidade da área de estudo é estimada pelo modelo proposto (Equação 1). Porém, é aconselhável realizar teste estáticos que visem avaliar se superfície varia significativamente e assim, avaliar se existem evidências estatísticas suficientes para rejeitar a hipótese nula de suscetibilidade constante ( $H_0: g(s) = 0$ ) (Sothe et al., 2017). Além disso, caso o analista julgue necessário, linhas de contornos de tolerância podem ser construídas para auxiliar na identificação de áreas onde a suscetibilidade é significativamente superior ou inferior à média global (Uehara et al., 2020).

Por fim, o método de simulação de Monte Carlo (Kelsall e Diggle, 1998) foi empregado para realizar o teste global da suscetibilidade e a identificação de áreas de baixa e alta suscetibilidade. Essa técnica compara o conjunto de pontos de ocorrência reservado para validação (30% dos dados)

com o conjunto de pontos de ocorrência extraídos da superfície estimada, ambos sobre a mesma localização geográfica. Teoricamente, o que se espera como resultado é que a distribuição estatística de tais conjuntos de pontos (de ocorrência e não ocorrência) sejam distintas, com média estimada para o conjunto de pontos de ocorrência próxima de um (1) e para o conjunto de pontos de não ocorrência em torno de zero (0).

A aplicação do modelo foi realizada no software R (versão 2.10), utilizando o pacote ‘spgam’, ‘splancs’, ‘sp’, ‘RColorBrewer’.

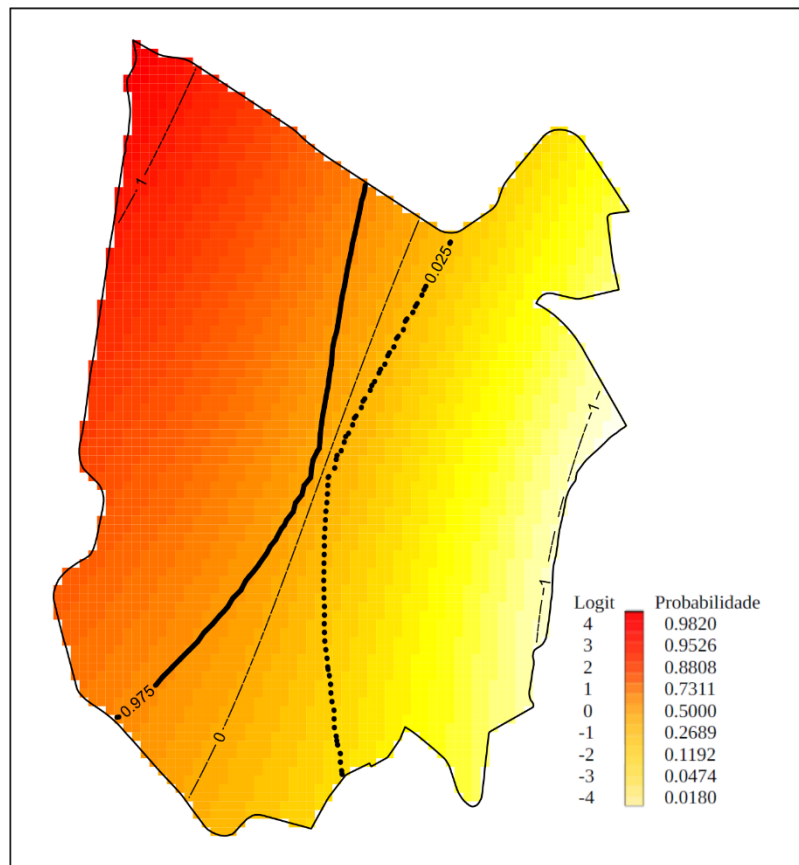
## 6. Resultados e Discussão

A seleção das variáveis explicativas que compuseram o modelo final foi realizada pelo método de *backwards*. Nesse método, inicialmente, todas as variáveis são inseridas, e em seguida, retira-se, uma por vez, as variáveis menos significativas, até que todas as variáveis sejam significativas a um *p*-valor pré-estabelecido (Derksen e Keselman 1992). As variáveis Orientação de Vertente e Elevação foram removidas do modelo final, por apresentarem *p*-valor não significativo a 5%. Desta forma, as variáveis incluídas foram apenas a Declividade e a Distância ao curso d’água, as quais apresentaram significâncias estatísticas (*p*-valor) de  $2,47 \times 10^{-2}$  e  $1,5 \times 10^{-18}$ , respectivamente. O modelo final é apresentado na equação a seguir:

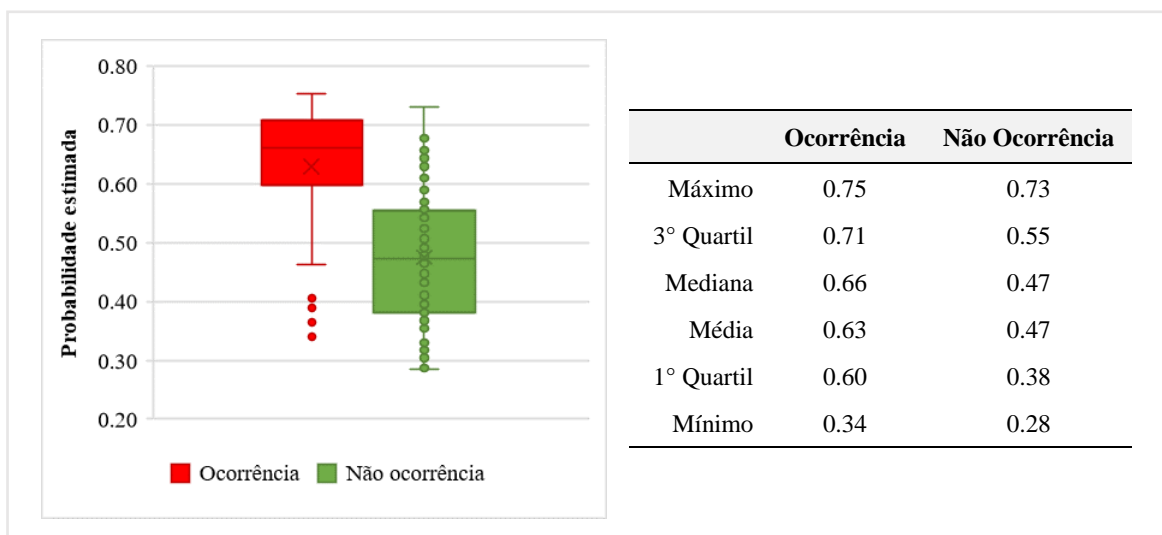
$$\text{logit}[\rho(s)] = \beta_0 + \beta_{Decl.} + \beta_{Dist. Hidr.} + g(s) \quad (2)$$

A partir do modelo final (Equação 2), estimou-se a suscetibilidade associada à ocorrência a alagamentos e inundações no município de São Caetano do Sul (Figura 6). Os contornos de 0,025 (---) e 0,975 (—) foram adicionados ao mapa de suscetibilidade estimado, com 95% de contornos de tolerância para indicar locais de suscetibilidade singularmente alta ou baixa. O teste global de risco constante baseado em 500 simulações de Monte Carlo apresentou uma variação espacial global significativa da suscetibilidade associada a alagamentos e enchentes (*p*-valor de 0,001992), evidenciando assim que não há suscetibilidade constante ( $g(s) = 0$ ) na área de estudo, ou seja, a hipótese nula é rejeitada ( $h_0 =$  suscetibilidade constante na área de estudo). O resultado da validação do mapa de suscetibilidade (comparação dos valores dos pontos de teste com os valores extraídos da superfície estimada) é apresentado na Figura 7 em forma de *boxplot* juntamente com as estatísticas associadas.





**Figura 6:** Mapa de suscetibilidade a alagamentos e enchentes estimada para o município de São Caetano do Sul (SP), com contornos de tolerância de 95%. Sendo (—) contorno da superfície com *p*-valor de 97,5% e (---) contorno de 2,5%.



**Figura 7:** À direita, *Boxplot* da probabilidade estimada para os pontos de ocorrência e não ocorrência, associados a alagamentos e enchentes. À esquerda, as estatísticas associadas ao *Boxplot*.

Analisando o mapa de suscetibilidade estimada (Figura 6), observa-se que a maior probabilidade de ocorrência de alagamentos e enchentes está situada na parte esquerda do município, perto do limite territorial, onde se tem *p-valor* acima de 97,5%. A região noroeste é a área com maiores probabilidade estimada. Ao se comparar os resultados da suscetibilidade estimada (Figura 6) com a localização dos pontos de ocorrência e não ocorrência de alagamentos (Figura 4), percebe-se que o modelo não representou corretamente áreas com grande concentração de pontos de alagamentos na região nordeste e sul da área de estudo, evidenciando assim uma imprecisão no modelo final (Equação 2).

Quanto ao estatísticas associadas a probabilidade estimada (Figura 7), destaca-se que o modelo final (Equação 2) apresentou melhor desempenho na simulação de áreas de ocorrência do que áreas de não ocorrência. Cerca de 75% da probabilidade estimada dos pontos de ocorrência apresentou ficou acima de 0.6 (primeiro quartil). Enquanto, para os pontos de não ocorrência, a probabilidade estimada apresentou grande variação, sendo que 75% dela ficou abaixo de 0.53 (terceiro quartil).

Essas oscilações e incertezas mencionadas acima podem ser resultados de (i) que o modelo final (Equação 2) foi construído com apenas 2 variáveis explicativas, ou seja, um número baixo de fatores condicionantes; (ii) a distância do *buffer* (100 metros) utilizada para a geração dos pontos de não ocorrência pode ter favorecido a presença de pontos muito próximos da região de ocorrência, o que, conseqüentemente, contribuiu para a incerteza do modelo; (iii) carência de literatura que utilizam o modelo aditivo generalizado espacial (qualquer de suas variações) em mapeamento de suscetibilidade a inundações e enchentes.

Por fim, destaca-se que esse trabalho utilizou apenas fatores condicionantes que promovem ou potencializam a ocorrência do fenômeno estudo. Acredita-se que a utilização de fatores que protejam ou não favoreçam a ocorrência de alagamentos, tais como obras típicas de engenharia urbana hidráulica (e.g. reservatórios, diques, pôlderes, canais de desvio e estruturas relacionadas), presença ou ausência de vegetação, entre outros, poderia contribuir para um modelo que gere resultados mais próximo da realidade.

## **7. Conclusões**

A modelagem e a interpretação das tendências espaciais de enchentes e alagamentos em áreas urbanas é um grande desafio visto que tais eventos normalmente geram dados complexos que

são multivariados e potencialmente não lineares. Neste trabalho foi apresentada uma abordagem para modelar e mapear a suscetibilidade a alagamentos e enchentes a partir de informações pontuais. Para isso, empregou-se um método baseado em modelos aditivos generalizados espaciais (SPGAM), com a incorporação de fatores potencializadores correlacionados com o evento investigado. Como fatores potencializadores significativos no modelo empregado foram utilizadas as variáveis de Declividade e Distância dos cursos d'água

Quanto a avaliação do modelo, ficou evidente que as estimativas de suscetibilidade foram mais precisas nas áreas em que ocorreram alagamentos do que em áreas de menor vulnerabilidade. Para trabalhos futuros recomenda-se a exploração e inclusão de outros fatores potencializadores ou inibidores (que protejam ou não favoreçam a ocorrência de alagamentos), um maior número de variáveis explicativas, bem como, para a geração da área de não ocorrência, a utilização de *buffers* com raios superiores a 100 metros.

De um modo geral, acredita-se que os resultados obtidos nesse trabalho servem como um começo para o entendimento de análises de enchentes e alagamentos em áreas urbanas empregando-se modelos aditivos generalizados espaciais.

### **Agradecimentos**

O autor desse trabalho agradece à Defesa Civil do município de São Caetano do Sul, na pessoa do senhor Ingobert Bursteinas (agente de proteção e defesa civil), e ao grupo de trabalho de gestão de risco do Consórcio Intermunicipal Grande ABC, na pessoa do senhor Rafael Neves, pelo apoio e fornecimento dos pontos de alagamento do evento analisado. Por fim, o autor também agradece ao Prof. Dr. Eduardo Celso Gerbi Camargo (INPE), Dra. Camile Sothe (McMaster University) e Tatiana Dias Tardelli Uehara (INPE) por todas as contribuições científicas para a elaboração desse trabalho.

### **REFERÊNCIAS**

- [1] 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.
- [2] BARNES, Kent B.; MORGAN, J.; ROBERGE, Martin. Impervious surfaces and the quality of natural and built environments. *Baltimore: Department of Geography and Environmental Planning, Towson University*, 2001.
- [3] BAILEY, Trevor C.; BARCELLOS, Christovam; KRZANOWSKI, Wojtek. J. (2005). 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.
- [4] BRENNING, Alexander. (2008). Statistical geocomputing combining R and SAGA: the example of landslide susceptibility analysis with generalized additive models. In: Böhner, J., Blaschke, T., Montanarella, L. (Eds.), *SAGA — Seconds Out Hamburger Beiträge zur Physischen Geographie und Landschaftsökologie*, v. 19, p. 23–32.
- [5] BRENNING, Alexander. (2009). Benchmarking classifiers to optimally integrate terrain analysis and multispectral remote sensing in automatic rock glacier detection, *Remote Sens. Environ.*, v. 113, p. 239–247.
- [6] BRENNING, Alexander. (2012). Improved spatial analysis and prediction of landslide susceptibility: Practical recommendations, in *Landslides and Engineered Slopes, Protecting Society through Improved Understanding*, edited by: Eberhardt, E., Froese, C., Turner, A. K., and Leroueil, S., Taylor & Francis, Banff, Alberta, Canada., p. 789–795.
- [7] CEPED/UFSC. (2013). *Atlas brasileiro de desastres naturais 1991 a 2012*. Universidade Federal de Santa Catarina. Centro Universitário de Estudos e Pesquisas sobre desastres, Florianópolis.
- [8] \_\_DEFESA CIVIL. (2019). Sistema Nacional De Proteção E Defesa Civil – SINPDEC. Formulário de Informações do Desastre (FIDE). Protocolo nº SP-F-3548807-13214-20190310.
- [9] DERKSEN, Shelley; KESELMAN, Harvey J. (1992). Backward, forward and stepwise automated subset selection algorithms: Frequency of obtaining authentic and noise variables. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 45(2), 265-282.
- [10] FAULKNER, Stephen. Urbanization impacts on the structure and function of forested wetlands. *Urban Ecosystems*, v. 7, n. 2, p. 89-106, 2004.
- [11] \_\_FEDERAÇÃO DAS INDÚSTRIAS DO ESTADO DO RIO DE JANEIRO – FIRJAN. (2018). *IFDM 2018: índice FIRJAN de desenvolvimento municipal: Ano Base 2016*. Recorte Municipal, Abrangência Nacional. <<https://www.firjan.com.br/ifdm/consulta-ao-indice/>> [Acessado em 20 Out 2020].
- [12] FLOODLIST. (2020a). Brazil – Death Toll Climbs in Minas Gerais Floods. Disponível em: <<http://floodlist.com/america/brazil-minas-gerais-floods-january-2020>> [Acessado em 18 Out 2020].
- [13] FLOODLIST. (2020b). Brazil – 10,000 Displaced as Floods Continue in Espírito Santo. Disponível em: <<http://floodlist.com/america/brazil-floods-update-espirtosanto-january-2020>> [Acessado em 18 Out 2020].
- [14] FLOODLIST. (2020c). Brazil – Torrential Rain Triggers Floods in São Paulo. Disponível em: <<http://floodlist.com/america/brazil-rain-floods-sao-paulo-february-2020>> [Acessado em 18 Out 2020].
- [15] G1. (2019). Chuva forte causa deslizamentos, morte e deixa o Rio em estágio de crise. Disponível em: <<https://g1.globo.com/rj/rio-de-janeiro/noticia/2019/04/08/tempo-muda-no-rio-com-previsao-de-chuva-raios-e-ventos.ghtml>> [Acessado em 18 Out 2020].
- [16] GOETZ, Jason N.; GUTHRIE, Richard H.; BRENNING, Alexander. (2011). Integrating physical and empirical landslide susceptibility models using generalized additive models, *Geomorphology*, v. 129, p. 376–386.
- [17] GRABS, Wolfgang E.; TYAGI, Aaron. C.; HYODO, Manabu. Integrated flood management. *Water science and technology*, v. 56, n. 4, p. 97-103, 2007.

- [18] GRIMM, Nancy B.; FAETH, Stanley H.; GOLUBIEWSKI, Nancy E.; REDMAN, Charles L.; WU, Jianguo; BAI, Xuemei; BRIGGS, John M. (2008). Global change and the ecology of cities. *Science*, 319(5864), 756-760.
- [19] GUZZETTI, F.; REICHENBACH, P.; ARDIZZONE, F.; CARDINALI, M.; GALLI, M. (2006). Estimating the quality of landslide susceptibility models, *Geomorphology*, v. 81, p. 166–184.
- [20] HASTIE, Trevor J.; TIBSHIRANI, Robert J. **Generalized Additive Models**. 1 ed. London; New York: Chapman and Hall, 1990. 335p.
- [21] HOSMER, David W.; LEMESHOW, Stanley; STURDIVANT, Rodney X. (1989). The multiple logistic regression model. *Applied logistic regression*, 1:25–37.
- [22] \_\_INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. (2010). Censo Demográfico - 2010: Características da população e dos domicílios: resultados do universo. Rio de Janeiro: IBGE, 2010. Disponível em: <[http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/censo2010/caracteristicas\\_da\\_populacao/caracteristicas\\_da\\_populacao\\_tab\\_pdf.shtm](http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/censo2010/caracteristicas_da_populacao/caracteristicas_da_populacao_tab_pdf.shtm)>, [Acessado em 29 Out 2020].
- [23] \_\_INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. (2019). Produto interno bruto dos municípios 2017. Coordenação de Contas Nacionais. Disponível em: <<https://biblioteca.ibge.gov.br/index.php/biblioteca-catalogo?view=detalhes&id=2101688>>, [Acessado em 20 Out 2020].
- [24] \_\_INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. (2020). Cidades e Estados. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/sp/sao-caetano-do-sul.html>>, [Acessado em 20 Out 2020].
- [25] \_\_INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE – IPCC (2019). *Summary for Policymakers*. [P.R. Shukla, J. Skea, E. Calvo Buendia, V. Masson-Delmotte, H.- O. Pörtner, D. C. Roberts, P. Zhai, R. Slade, S. Connors, R. van Diemen, M. Ferrat, E. Haughey, S. Luz, S. Neogi, M. Pathak, J. Petzold, J. Portugal Pereira, P. Vyas, E. Huntley, K. Kissick, M. Belkacemi, J. Malley, (eds.)]. In press.
- [26] JHA, Abhas K.; BLOCH, Robin; LAMOND, Jessica. (2012). *Cities and flooding: a guide to integrated urban flood risk management for the 21st century*. The World Bank. Disponível em: < <https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/2241>>, [Acessado em 6 Out 2020].
- [27] KELSALL, Julia E.; DIGGLE, Peter J. (1998). Spatial variation in risk of disease: a nonparametric binary regression approach. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, 47(4), 559-573.
- [28] KÖPPEN, W. P. (1931). *Grundriss der Klimakunde*. W. de Gruyter, Berlin.
- [29] LEITE, Rayane S. (2019). Aplicação de modelos aditivos generalizados para locação, escala e forma em clones de *Eucalyptus* spp., no polo gesseiro do Araripe- PE. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada, Recife, BR-PE. 47 f.: il.
- [30] MATOS, Emerson P. (2012). 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 f.: il
- [31] PARK, N.-W.; CHI, K.-H. (2008). Quantitative assessment of landslide susceptibility using high-resolution remote sensing data and a generalized additive model, *Int. J. Remote Sens.*, v. 29, p. 247-264.

- [32] PARNELL, Susan; SCHEWENIUS, Maria; SENDSTAD, Marte; SETO, Karen C.; WILKINSON, C. (2013). *Urbanization, biodiversity and ecosystem services: challenges and opportunities*. Springer, Dordrecht.
- [33] \_\_SEADE – FUNDAÇÃO SISTEMA ESTADUAL DE ANÁLISE DE DADOS. (2017). *PIB dos municípios paulistas 2002-2014 - GDP of São Paulo state municipalities 2002-2014*. São Paulo: SEADE. 123 p. Disponível em: <[https://www.seade.gov.br/produtos/midia/2017/07/PIB\\_2002\\_2014\\_FINAL\\_reduzido.pdf](https://www.seade.gov.br/produtos/midia/2017/07/PIB_2002_2014_FINAL_reduzido.pdf)>, [Acessado em 5 Out 2020].
- [34] \_\_SISTEMA INTEGRADO DE INFORMAÇÕES SOBRE DESASTRES – S2iD. (2020). Ministério da Integração – MI. Disponível em <<https://s2id.mi.gov.br/paginas/relatorios/>>, [Acessado em 29 Out 2020].
- [35] SOTHE, Camile; CAMARGO, Eduardo C. G.; GERENTE, Jéssica; RENNÓ, Camilo D.; MONTEIRO, Antônio M. V. (2017). Uso de Modelo Aditivo Generalizado para Análise Espacial da Suscetibilidade a Movimentos de Massa. *Revista do Departamento de Geografia*, 34, 68-81.
- [36] SPRISLER, Tim. (2011). *Flood Risk Brazil: Prevention, Adaptation and Insurance*.
- [37] UEHARA, Tatiana D. T.; CAMARGO, Eduardo C. G.; SOTHE, Camile; KÖRTING, T. S. (2020). 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.
- [38] \_\_UNITED NATIONS – UN, Department of Economic and Social Affairs, Population Division (2019). *World Urbanization Prospects: The 2018 Revision (ST/ESA/SER.A/420)*. New York: United Nations. Disponível em <<https://population.un.org/wup/Publications/Files/WUP2018-Report.pdf>>, [Acessado em 29 Out 2020].
- [39] \_\_UNITED NATIONS OFFICE FOR DISASTER RISK REDUCTION – UNDRR. (2019). *Global Assessment Report on Disaster Risk Reduction*, Geneva, Switzerland, United Nations Office for Disaster Risk Reduction (UNDRR). Disponível em <<https://www.preventionweb.net/sendai-framework/gar> > [Acessado em 7 Out 2020].
- [40] VALERIANO, Márcio M. (2008). Topodata: guia para utilização de dados geomorfológicos locais (TOPODATA: local geomorphologic data usage guide). In Technical Report of National Institute for Space Research, São José dos Campos, Brazil, INPE-15318-RPE/818.
- [41] WAND, Matt; RIPLEY, Brian. (2006). Kernsmooth: Functions for kernel smoothing for wand & jones (1995). *R package version*, 2:22–19.
- [42] WORLD BANK. (2014). *Coping with losses: options for disaster risk financing in Brazil*. [online] Disponível em: <<https://www.gfdrr.org/sites/gfdrr/files/publication/Options-for-Disaster-Risk-Financing-in-Brazil-English.pdf>> [Acessado em 18 Out 2020].