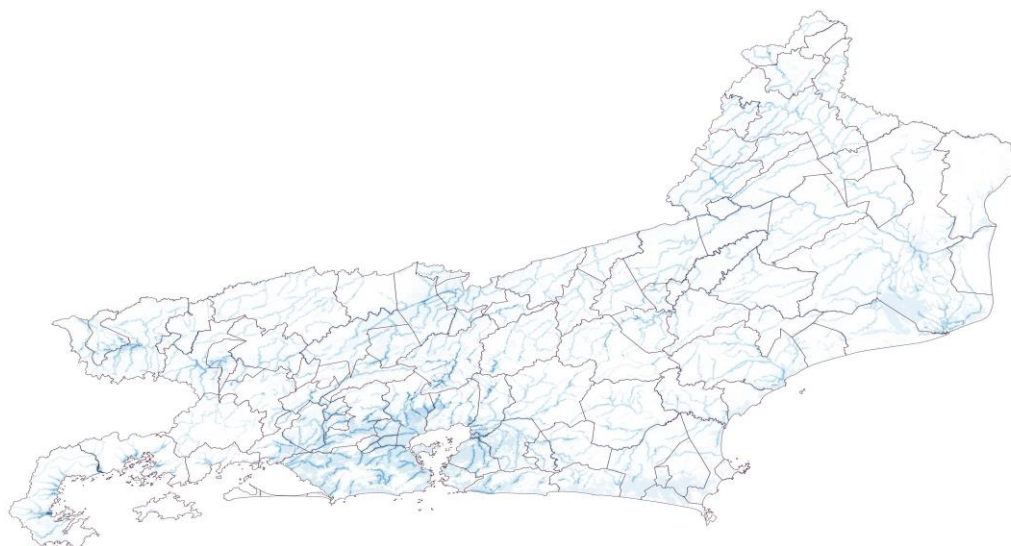


Identificação de áreas susceptíveis a inundações no Estado do Rio de Janeiro com uso do método AHP e Sistemas de Informações Geográficas



Março de 2019

EQUIPE TÉCNICA:

Leandro de Souza Camargo. CREA 2016100176

Rodrigo Werner da Silva. CREA 2011125893

Kellen Cristine Nunes Salles

Monique de Farias Marins. CREA 2010134001

Lidiane dos Santos Lima. IBAMA 1947914

Todos os direitos Reservados.

**É permitida a reprodução de dados e de informações contidos neste relatório,
desde que citada fonte.**

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO.....	1
2.	MÉTODO	4
2.1.	ÁREA DE ESTUDO	12
3.	RESULTADOS	14
3.1.	Caracterização dos desastres de maior recorrência no ERJ	14
3.2.	O método AHP	22
3.2.1.	Reclassificação do Mapa de Uso e Cobertura do Solo.....	24
3.2.2.	Reclassificação da Faixa Marginal de Proteção (FMP)	24
3.2.3.	Reclassificação do Mapa Altimétrico.....	24
3.2.4.	Reclassificação do Mapa de Declividade	24
3.2.5.	Reclassificação do Mapa de Precipitação	25
3.2.6.	Reclassificação do Mapa Pedológico	29
3.2.7.	Mapa de Susceptibilidade a Inundações.....	31
3.3.	Validação dos resultados obtidos.....	33
3.3.2.	Análise por Qui-quadrado.....	41
4.	DISCUSSÃO.....	43

5.	CONCLUSÕES	46
6.	RECOMENDAÇÕES	47
7.	BIBLIOGRAFIA	49
8.	APÊNDICES	54

RESUMO

Inundações são os desastres de maior recorrência e impacto no Mundo provocando destruição ambiental, cênica, social e econômica, o que torna a identificação das áreas mais propensas a serem afligidas pelo fenômeno uma condição fundamental no planejamento territorial. Nesse contexto, o presente estudo teve como objetivo inicial realizar um levantamento de todas as decretações de Situação de Emergência (SE) contidas no portal S2iD, a fim de identificar o tipo de desastre mais recorrente no Estado do Rio de Janeiro (ERJ). Tal avaliação apontou que, dentre um total de 276 registros, 67% correspondem a inundações. Considerando a relevância desse tipo de desastre para o estado, o estudo orientou-se a identificar quais são as áreas de maior susceptibilidade a inundações no ERJ em função de sua variação mensal, com uso de geotecnologias atrelados ao método de Análise Hierárquica de Processamento (AHP). Foi realizado também o levantamento dos principais fatores que potencializam o desastre, a saber: precipitação, declividade, altitude, Faixa Marginal de Proteção (FMP) e uso do solo, integrados em um ambiente de Sistema de Informações Geográficas (SIG) e confrontados com registros de ocorrências municipais mediante a análise estatística Qui - quadrado. A combinação dos fatores resultou em mapas mensais de susceptibilidade a inundações, considerando três níveis de ameaça (baixa, média e alta) e apontando que, no período de novembro até março, o ERJ apresenta extensas áreas susceptíveis a inundações. Os mapas desenvolvidos apresentaram convergência com os decretos de SE e com os registros de inundação municipal.

Palavras – Chave: Inundação, AHP, SIG, Qui –quadrado

1. INTRODUÇÃO

Inundações são os desastres naturais de maior recorrência e danos no mundo, impactando a vida humana nas esferas sociais, econômicas e ambientais que ocorrem com periodicidade em cursos d'água, podendo ser normalmente deflagrados por chuvas rápidas e intensas ou de longa duração (SVETLANA et al., 2015). No ano de 2018 ocorreram 281 desastres relacionados a fenômenos climáticos e geofísicos, causando 10.733 óbitos e afetando 60 milhões de pessoas no mundo. Deste total, as inundações responderam por 108 eventos, equivalente a 38,43% dos desastres contabilizados, considerado o tipo de evento que mais afetou a população mundial no século XXI (OFDA/CRED, 2019).

A magnitude e a frequência das inundações são determinadas pela intensidade e distribuição da precipitação, da passagem de água da superfície para o interior do solo, do grau de saturação do solo e das características morfométricas e morfológicas da bacia hidrográfica, sendo este fenômeno intensificado em áreas urbanas devido as alterações antrópicas (AMARAL & RIBEIRO, 2015).

No Brasil, de acordo com o COBRADE (2012) os desastres hidrológicos são classificados em alagamentos, inundações e enxurradas (. O alagamento é um acúmulo momentâneo de águas em determinados locais por deficiência no sistema de drenagem. A inundação é identificada quando o transbordamento das águas de um curso d'água, atingem a planície de inundação ou área de várzea. A enxurrada é o escoamento superficial concentrado e com alta energia de transporte, que pode ou não estar associado a áreas de domínio dos processos fluviais, como descrito na **Figura 1**.

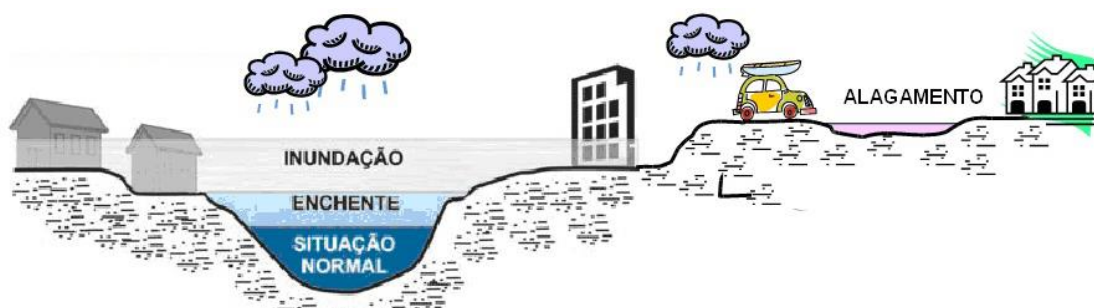


Figura 1 – Perfil esquemático que ilustra os distintos processos hidrológicos (Fonte: Min. Cidades/IPT, 2007).

Na região sudeste do Brasil, que engloba os estados de Minas Gerais, São Paulo,

Espírito Santo e Rio de Janeiro, os desastres associados a deslizamentos e inundações são os que mais promovem danos e prejuízos, e que em última consequência eleva o número de vítimas fatais (TOMINAGA, 2015). O Estado do Rio de Janeiro apresenta características peculiares como uma topografia acentuada, a Baía de Guanabara, a proximidade com o Oceano Atlântico, a diversificação do uso e cobertura da terra e as bacias hidrográficas densamente urbanizadas. Esses fatores integrados propiciam uma complexa gestão territorial e dos recursos hídricos. Diversos desastres hidrológicos ocorreram no estado, assemelhando-se por sua extensão e impactos, desde os tempos do Brasil império – como as chuvas de 1756 que alagaram ruas e vilarejos da época – ao desastre da região serrana em 2011 que ocasionou mais de mil mortes, sendo este considerado o maior desastre natural brasileiro (ABREU, 2007; FERREIRA, 2016). Soluções para este problema abrangem um conjunto de alternativas, que começam na identificação de áreas potencialmente inundáveis em eventos de chuvas intensas, estendendo-se pela construção de reservatórios de retenção/detenção, restauração das calhas naturais dos rios, criação de túneis de derivação e canais de desvios, assim como ações individuais que visam tornar as edificações resistentes a enchentes, além de diversas outras medidas que passam desde a regulamentação do uso e ocupação do solo a sistemas de alerta e previsão de inundações (CANHOLI, 2014).

Neste cenário o uso de Sistemas de Informações Geográficas (SIGs) auxiliam o processo de decisão (FITZ, 2008), integrando diversas fontes e formatos de dados, dentro de um ambiente computacional, capaz de gerar informações derivadas dos originais. Diversas aplicações dessa tecnologia têm subsidiado soluções práticas e de baixo custo no Mundo, sendo estes úteis na identificação de regiões de risco, além de favorecer e subsidiar ações preventivas relacionadas à mitigação de danos e prejuízos nas mais diversas fases e escalas, no que tange a gestão de riscos e desastres (BITAR et al. 2014; OUMA et al., 2014; GIGOVIĆ et al., 2017; CAMARGO et al., 2019; MIRANDA et al., 2019).

Bitar *et al.* (2014) elaborou cartas de susceptibilidade a movimentos gravitacionais de massa e inundações em atenção a diretrizes da Política Nacional de Proteção e Defesa Civil (PNPDEC) com o objetivo de indicar áreas suscetíveis a fenômenos e processos do meio físico cuja dinâmica pode gerar desastres naturais sob a coordenação nacional do Serviço Geológico do Brasil (CPRM). As cartas elaboradas estão na escala de 1:25.000 e compreendem os principais tipos de movimentos gravitacionais de massa (deslizamentos;

rastejos; quedas, tombamentos, deslocamentos e rolamentos de rochas; e corridas de massa) e de processos hidrológicos (inundações e enxurradas), os quais estão frequentemente associados a desastres naturais ocorridos no País. Os resultados alcançados por este trabalho mostram os tipos de ameaças municipais predominantes nos diversos estados da federação.

Gondim Filho *et al.* (2014) elaboraram o atlas de vulnerabilidade a inundações nacional sob a coordenação da Agência Nacional de Águas (ANA), com objetivo de identificar a ocorrência e os impactos das inundações graduais nos principais rios das bacias hidrográficas brasileiras, mediante ao agrupamento de informações colhidas dos Estados, Distrito Federal e União que levantam a frequência de ocorrências e os impactos gerados sob a população atingida por inundações graduais e outros, em cada trecho do curso d'água vulnerável. O processo de execução deu-se por meio de articulação com os entes estaduais, gestores de recursos hídricos e defesa civil, a partir da elaboração de mapas e a revisão do produto gerado pelos gestores estaduais. Como resultado da pesquisa, foram disponibilizados aos estados mapas na escala milionésima que identificam os trechos vulneráveis a inundações a partir da avaliação da recorrência desses eventos e do grau de impacto associado a eles.

Contudo, os trabalhos supracitados que descrevem a ameaça a inundações em âmbito nacional e estadual, não fazem alusão ao deslocamento espacial das manchas de inundação em função dos meses mais chuvosos, caracterizando apenas o panorama anual, o que em última análise pode subestimar e/ou superestimar as vulnerabilidades mensais de determinada região. Em face do cenário exposto, o presente estudo tem como objetivo identificar no Estado do Rio de Janeiro as regiões mais susceptíveis a inundações. Esta suscetibilidade ocorre em função de sua variação mensal, através da aplicação da análise de multicritérios associados a modelagem de dados geoespacializados em um ambiente SIG integrado com produtos de Sensoriamento Remoto, indicando as variações dos estágios operacionais, os quais descrevem a evolução de uma ameaça sobre determinada área e são representados em diferentes intensidades de cores, em função dos distintos índices pluviométricos. A validação do mapeamento foi realizada através da correlação estatística dos eventos registrados com o produto cartográfico gerado.

2. MÉTODO

A caracterização dos desastres de maior recorrência no ERJ foi identificada pela consulta dos decretos de Situação de Emergência (SE) disponibilizados no portal eletrônico on-line denominado Sistema Integrado de Informações sobre Desastres (S2iD), pertencente ao Ministério da Integração Nacional (MI). Por intermédio do S2iD municípios registram os desastres ocorridos em seu território segundo a Classificação e Codificação Brasileira de Desastres (COBRADE), que acometem tanto o estabelecimento da normalidade social, quanto econômica, ambiental e as estruturas básicas do desenvolvimento humano nas esferas estaduais e municipais (KOBAYAMA et al. 2006). Cumprindo todas as exigências legais, os municípios recebem o reconhecimento federal de SE ou Estado de Calamidade Pública (ECP) realizado pela Secretaria Nacional de Defesa Civil (SEDEC) e os dados das decretações são disponibilizados em formato digital ou tabular no portal eletrônico, datados da época de 2003 até 2016. Para o presente estudo, os decretos de SE foram separados por municípios, meses e anos de registro, sendo posteriormente representados de forma gráfica (barras e boxplot) conforme método proposto por Fávero & Belfiore (2017). A escolha dos decretos de SE é justificada pela série temporal mais robusta e por apresentar maior recorrência mensal e anual. Após a representação gráfica, os eventos de inundações foram convertidos em vetores e representados geograficamente no ERJ através da construção de um mapa que indica a localização espacial e o número absoluto de registros de inundações municipais.

A determinação das variáveis que potencializam os eventos de inundação foi embasada em pesquisas internacionais e nacionais desenvolvidas na temática do desastre. As literaturas abordadas são convergentes ao identificarem como sendo as variáveis mais importantes: o uso e cobertura do solo, a proximidade espacial dos corpos hídricos (faixa marginal de proteção), a precipitação, a declividade, a altitude e a distribuição pedológica. A associação dessas variáveis aos períodos de alta distribuição pluviométrica desencadeia eventos danosos no Brasil e no mundo (SAVAGE et al., 2016, GRIMLEY, 2017, SANZANA et al., 2017, GIGOVIC et al., 2017, FRANCKE et al., 2018, COSTA et al., 2018, NEVES et al., 2019, MIRANDA et al., 2019).

Para composição deste estudo utilizou-se como base de dados: (a) dados geobiofisiográficos procedentes do INEA na escala 1:250.000; (b) dados pedológicos oriundos da EMBRAPA na escala 1:500.000; (c) dados geomorfológicos provenientes do projeto SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) com resolução espacial de 30m

disponibilizados pela USGS (*United States Geological Survey*); (d) dados climatológicos procedentes do *WorldClim*, compreendidos entre 1977 – 2000, com resolução espacial de aproximadamente 1 km²; (e) programa de geoprocessamento QGIS 3.10; (f) programa Excel 2010; (g) programa estatístico R Gui. O **Quadro 2.1** relaciona a fonte e a resolução espacial dos dados obtidos.

Quadro 2.1- Relação entre a fonte de dados e a resolução espacial dos dados obtidos.

Dado Espacial	Formato	Escala/Resolução	Órgão
Uso e Cobertura do Solo	Vetorial	1:250.000	INEA
Pedológico	Vetorial	1:500.000	EMBRAPA
Faixa Marginal de Proteção (FMP)	Vetorial	1:500.000	INEA
Precipitação	Matricial	1Km	<i>WorldClim</i>
Altimetria	Matricial	30m	<i>USGS</i>
Declividade	Matricial	30m	<i>USGS</i>

Fonte: Autor.

O pré-processamento dos dados ocorreu mediante integração e transformação para um formato compatível a todos os condicionantes adotados como descrito em Castro e Ferrari (2016). Os dados de origem vetorial foram transformados para o formato matricial e reclassificados em seguida, com o uso do programa QGIS 3.10, com diferentes níveis de importância em função de suas características climatológicas e geobiofisiográficas. O referido procedimento tem o objetivo de realizar a álgebra de mapas voltados para a produção dos mapas mensais de susceptibilidade a inundações no ERJ (CAMARGO *et al.*, 2019).

O estabelecimento dos pesos, ou grau de contribuição de cada condicionante, deu-se através da análise de multicritérios, denominada *Analytic Hierarchy Process* (AHP) a exemplo de trabalhos como Ouma *et al.* (2014) e Gigović *et al.* (2017). O método tem por ideia central determinar os critérios e seus pesos a partir das preferências dos decisores, convertendo as preferências, ou julgamentos humanos, em valores numéricos para construir um modelo de tomada de decisão. Os pesos representam a prioridade dada a cada elemento ou critério, que podem ser organizados em hierarquias, dividindo o problema geral em avaliações de menor importância, enquanto mantém, ao mesmo tempo, a participação desses problemas menores na decisão global. Ou seja, ao encarar um problema complexo, é mais fácil dividi-lo em outros menores pois, quando solucionados individualmente e depois integrados, representam a decisão do problema inicialmente buscada.

Conforme descrito por Saaty (1990) e Costa (2002) a tomada de decisão é norteadas

por três princípios:

- (i) Construção da hierarquia – partindo-se de um problema conhecido, deve-se estruturá-lo em níveis hierárquicos, desenvolvendo uma matriz de comparação pareada, de modo a facilitar a sua compreensão e a sua avaliação, explicitando o raciocínio humano. São identificados os elementos-chave para a tomada de decisão e organizados por compatibilidade;
- (ii) Definição das prioridades – o decisor relaciona os objetos às situações identificadas, fazendo comparações pareadas de acordo com os critérios analisados; e
- (iii) Avaliação da consistência – a medida da consistência de um julgamento é avaliada mediante um índice de consistência aleatória que deve ser menor que 0,1.

A importância relativa entre dois condicionantes é medida de acordo com uma escala numérica de 1 a 9 (SAATY, 1990) onde o ponto 1 denota que os dois condicionantes têm igual importância e o ponto 9 indica que um condicionante é muito mais significativo do que o correspondente condicionante de coluna com o qual é comparado. A escala de comparação pode ser exemplificada conforme **Quadro 2.2**.

Quadro 2.2 - Escala de julgamento de importância do Método AHP

Valores Numéricos	Termos Verbais	Descrição
1	Igual Importância	Duas alternativas contribuem igualmente para o objetivo
3	Moderadamente mais importante	Uma alternativa apresenta leve favorecimento em relação à outra
5	Fortemente mais importante	Uma alternativa apresenta forte favorecimento em relação a outra
7	Muito fortemente mais importante	Uma alternativa apresenta elevado favorecimento em relação à outra e sua dominância é demonstrada na prática
9	Extremamente mais importante	Uma alternativa é favorecida em relação à outra.
2,4,6 e 8	Valores intermediários	Condição intermediária entre duas definições.

Fonte: Adaptado de Saaty (1990)

Os condicionantes utilizados são organizados no formato matricial, denominada de Matriz de Comparação Pareada, que mede a correlação entre os fatores elencados. Após a construção da matriz de julgamentos, os elementos são normalizados e extrai-se a

média aritmética das linhas, gerando respectivamente a matriz dos pesos calculados (w_i).

A verificação lógica da matriz de pesos calculados, também denominada de autovetor, é ancorada na construção do autovalor máximo ($\lambda_{m\acute{a}x}$) e no índice de consistência aleatória.

A consistência de uma matriz requer que o autovalor máximo (λ_{max}) seja igual ao número de linhas (ou colunas) da matriz de comparação paritárias n (número que representa a ordem da matriz). Quanto mais próximo λ_{max} for de n , mais consistente será o resultado. O autovalor é calculado por meio da Equação 1.

Equação 1:

$$\lambda_{max} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{Aw_i}{w_i}$$

Onde: w_i corresponde aos pesos calculados e Aw_i é a matriz resultante do produto da Matriz de Comparação Pareada pela matriz dos pesos calculados (w_i).

Para avaliação da medida de consistencia da decisão, Saaty (1990) propos o cálculo da Razão de Consistência (RC). A RC descreve a integridade ou qualidade dos julgamentos realizados, sendo obtida pela razão entre o Índice de Consistência (IC) e o Índice de Consistência Aleatório (CA).

O Índice de Consistência de uma matriz de comparações paritárias indica o afastamento do autovalor de um valor teórico esperado n , e esse desvio é dado pela expressão ($\lambda_{max} - n$). Essa diferença é medida em relação ao número de graus de liberdade da matriz ($n - 1$). O índice de consistência é calculado conforme a Equação 2.

Equação 2:

$$IC = (\lambda_{m\acute{a}x} - n)/(n - 1)$$

O Índice de Consistência aleatória (CA) representa o valor que seria obtido em uma matriz de comparação paritária de ordem n em que não fossem realizados julgamentos lógicos, preenchendo-se os elementos com valores aleatórios. A determinação do CA foi realizada para uma amostra de 500 matrizes recíprocas positivas, de ordem de até 11 por 11, geradas aleatoriamente, encontrando os valores apresentados no **Quadro 2.3**.

Quadro 2.3 - Índice de Consistência Aleatória em função da Matriz 11 por 11.

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
CA	0	0	0,58	0,9	1,12	1,24	1,32	1,41	1,45	1,49	1,51

Fonte: Adaptado de Saaty (1990)

Para determinação da Razão de Consistência (RC), o índice de consistência (IC) é comparado com o Índice de Consistência Aleatório (CA) visando determinar a qualidade do julgamento realizado. A Razão de Consistência é calculada conforme Equação 3.

Equação 3:

$$RC=IC/CA$$

Baseado nos valores numéricos fornecidos pela aplicação do método AHP a cada condicionante, os mesmos foram reclassificados em cinco níveis de importância, variando desde muito baixo a muito alto, em seguida integrados, por intermédio da sobreposição de mapas, a fim de indicar regiões mais susceptíveis a eventos de inundações, gerando doze mapas de susceptibilidade.

As áreas de maior susceptibilidade (polígonos) estimadas em quilômetros quadrados, mediante a transformação de coordenadas geográficas para métricas com uso da projeção de Albers, foram multiplicadas pela densidade populacional municipal a fim de estimar o número de afetados pelo evento danoso, em valores absolutos e percentuais. Os valores obtidos foram organizados no formato tabular, com uso do *software* Excel, e separados em Regionais de Defesa Civil (REDECs). As REDECs são estruturas logísticas e operacionais da defesa civil estadual que prestam apoio a nível regional em situações de pré e pós desastre, de maneira a possibilitar que haja maior proximidade entre a esfera estadual e municipal nas ações preventivas relacionadas à minimização de desastres. Por

fim, os resultados obtidos também foram representados em mapas que indicam e categorizam o número de afetados por eventos de inundações em valores absolutos e percentuais.

Com objetivo de avaliar a acurácia do modelo cartográfico proposto, eventos de inundações no município de São Gonçalo, entre 1995 e 2018, foram georreferenciados nos mapas de inundação motivado pela sua ocorrência mensal e disponibilidade de dados *in loco*. Para isto foi realizada a análise exploratória dos dados com o intuito de identificar valores ausentes, duplicados, discrepantes (*outliers*) e inconsistentes (CASTRO & FERRARI, 2016). A medida de associação entre as variáveis “mapas de susceptibilidade” e “eventos de inundação” foi realizada mediante aplicação do teste de hipótese qui-quadrado (χ^2), como proposto por Ferreira (2014). Um teste de hipótese é um procedimento estatístico que permite tomar uma decisão entre duas ou mais alternativas, a partir da escolha de uma hipótese nula (H_0) e uma hipótese alternativa (H_1) em um determinado experimento (FÁVERO & BELFIORE, 2017).

O teste qui-quadrado (χ^2) de Pearson (ou teste chi-quadrado de Pearson) é um teste estatístico aplicado a dados não paramétricos (nominais), a fim de avaliar a medida de associação entre variáveis nominais e ordinais (FERREIRA, 2014). A estatística mede discrepância entre uma tabela de contingência observada e uma tabela de contingência esperada, partindo da hipótese que não há associação entre as variáveis estudadas (H_0). Se a distribuição de frequências observadas for igual à distribuição de frequências esperadas, o resultado da estatística qui-quadrado é nula. Assim, um valor baixo de χ^2 indica independência entre variáveis (FÁVERO & BELFIORE, 2017). A construção da tabela de contingência é materializada e a determinação do valor do χ^2 é dada pela Equação 4.

Equação 4:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(O_i - E_i)^2}{E}$$

χ^2 = Qui-quadrado;

O_i = Valores observados;

E_i = Valores esperados (teórico).

Os procedimentos de construção e edição dos mapas foram realizados como uso do programa QGIS 3.10. O fluxograma da Figura 2 exhibe os procedimentos metodológicos da pesquisa, a qual foi baseada em sete abordagens de maneira integradas, sendo elas: (1) caracterização do tipo de desastre natural de maior recorrência no ERJ mediante a consulta de eventos pretéritos de SE; (2) determinação dos fatores que potencializam os eventos de inundações, denominados condicionantes, assim como, a obtenção e o pré-processamento de dados de diferentes fontes e formatos; (3) estabelecimento do nível de importância que cada fator condicionante exerce sobre o evento de inundação mediante utilização do método AHP; (4) construção de mapas mensais de susceptibilidade a ocorrência de inundações no ERJ; (5) estimativa da população afetada por eventos de inundações; (6) estudo de caso para o município de São Gonçalo mediante o georreferenciamento de eventos pretéritos de inundações nos mapas de inundação (7) validação dos resultados obtidos com o uso de um teste estatístico não paramétrico, Qui-quadrado, a fim de verificar a correlação entre os eventos e os mapas produzidos.

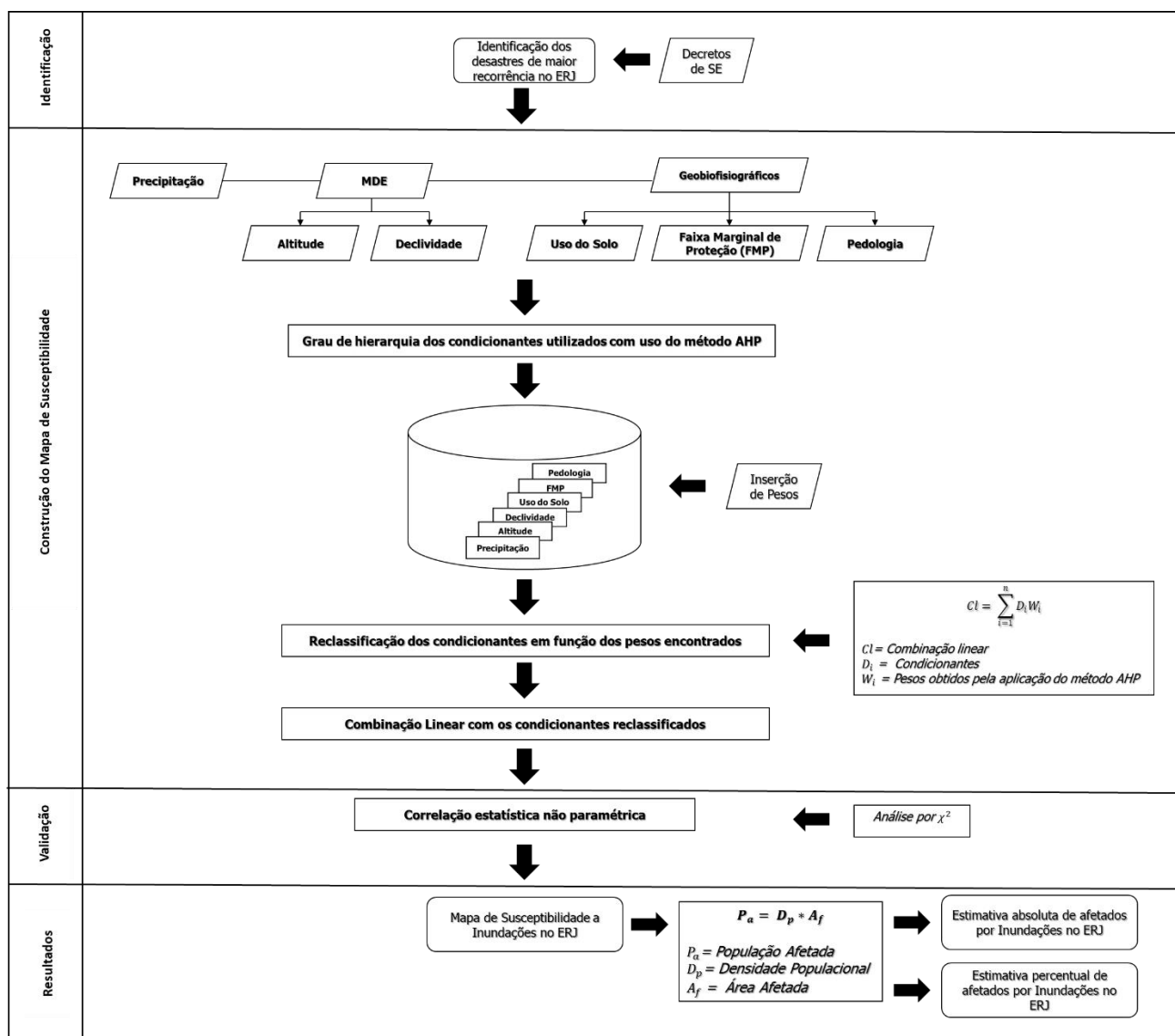


Figura 2 - Método aplicado na construção dos mapas de susceptibilidade a inundações no ERJ.

2.1. ÁREA DE ESTUDO

O Estado do Rio de Janeiro (ERJ), **Figura 3**, é uma das 27 unidades federativas do Brasil, localizado a sudeste da região Sudeste do país, tendo como limites os estados de Minas Gerais (norte e noroeste), Espírito Santo (nordeste) e São Paulo (sudoeste), além do Oceano Atlântico (leste e sul). Ocupa uma área de aproximadamente 43.780.173 km², compreendido ente os fusos UTM 23S e 24S de coordenadas geográficas 22° 54' S e 43° 10' W, com população estimada 16.718.956 pessoas e densidade demográfica média de 365,23 hab/m² (IBGE, 2017).

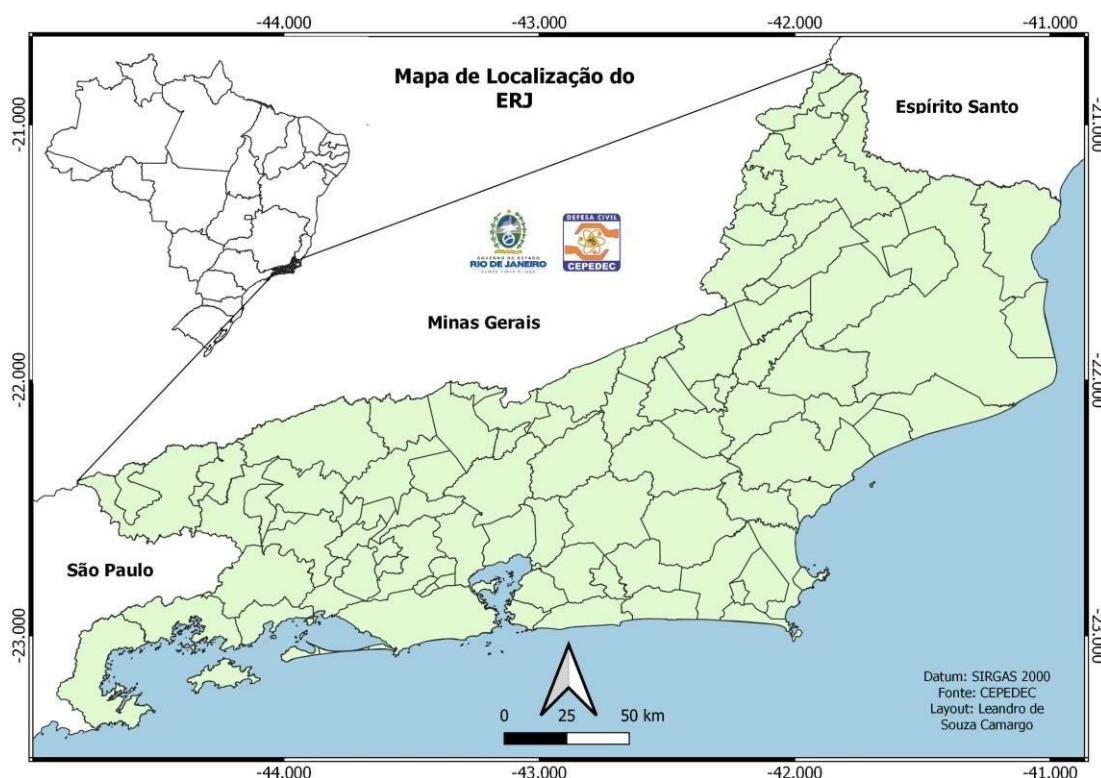


Figura 3 – Mapa de Localização do Estado do Rio de Janeiro (ERJ). Fonte: Autores.

A climatologia do ERJ é extremamente influenciada pela topografia, a qual descreve o regime de precipitação (ANDRÉ et al., 2007). Há extensas áreas próximas ao nível do mar, como a baixada litorânea e a região norte do Estado, e áreas montanhosas com altitudes acima de 1500 metros. Estas configurações orográficas influenciam de forma marcante a distribuição espacial da precipitação nessas áreas geográficas

O ERJ possui clima quente com áreas úmidas, semiúmidas e secas. Nas áreas onde há a predominância do clima úmido, quase todos os meses do ano são chuvosos, já nas áreas onde predomina o clima semiúmido, de quatro a seis meses são secos, isto é, quase

não chove neste período. Por fim, nas áreas de clima tropical seco, são mais de sete meses de pouca chuva, variando principalmente em função do relevo e proximidade do mar (CEPERJ, 2010).

A predominância do clima tropical semiúmido ocorre nas áreas de baixas altitudes, com destaque para as áreas da Baixada Fluminense e região metropolitana do Rio de Janeiro. Estas regiões apresentam temperatura média anual em torno de 24° C, chuvas abundantes no verão e invernos secos, e pluviosidade anual maior que 1.500 mm (BASTOS & NAPOLEÃO, 2010).

O clima tropical de altitude ocorre nas terras altas (Serra do Mar, parte do Vale do Paraíba do Sul e Planalto de Itatiaia) e se caracteriza por temperaturas mais amenas, com médias mensais de 22°C para o mês mais quente, devido à altitude do relevo. Apresenta verões pouco quentes e chuvosos, e invernos frios e secos (BASTOS & NAPOLEÃO, 2010).

O clima tropical se destaca na porção nordeste do ERJ. Este tipo de clima possui como característica uma estação chuvosa no verão, de novembro a abril, e nítida estação seca nos períodos de inverno, de maio a outubro, com destaque para o mês de julho que é considerado o mais seco. A temperatura média no mês mais frio é superior ao 18°C e as precipitações anuais ultrapassam os 1.800 mm (BASTOS & NAPOLEÃO, 2010).

Convém destacar que algumas áreas do ERJ apresentam características de Clima Tropical Seco, como o município de Arraial do Cabo. As características gerais desse tipo de clima é a ocorrência de uma estação seca com uma precipitação anual média de 750 mm (BASTOS & NAPOLEÃO, 2010).

3. RESULTADOS

Os resultados apresentados neste estudo estão divididos em:

- (i) Caracterização dos tipos de desastres de maior recorrência no ERJ e a representação cartográfica dos municípios atingidos pelo fenômeno elencado;
- (ii) Construção dos mapas dos condicionantes utilizados, assim como a elaboração de mapas de susceptibilidade a inundações por variação mensal;
- (iii) Validação estatística dos resultados obtidos mediante a aplicação do teste estatístico qui-quadrado no município de São Gonçalo.

3.1. Caracterização dos desastres de maior recorrência no ERJ

Os dados disponibilizados no S2iD, em formato tabular, foram separados pelo tipo de desastre (natural ou tecnológico) e sua recorrência mensal e anual. Após análise exploratória dos dados obtidos, os mesmos foram representados em forma gráfica (frequência acumulada absoluta) com uso do software Excel 2010 de acordo com o tipo de decretação realizada. Uma vez identificado o tipo de desastre de maior recorrência no ERJ, as medidas de posição, dispersão, simetria, caudas e valores discrepantes (*outliers*) foram representadas graficamente em *boxplot* fornecendo assim uma disposição gráfica comparativa.

De acordo com os eventos de SE registrados no S2iD entre 2003 – 2016, o tipo de desastre identificado como aquele de maior recorrência no ERJ foi inundações, conforme **Figura 4**. Destaca-se que os eventos de alagamento, enxurradas, inundações e enchentes foram aglutinados e considerados como inundações, confluente com as literaturas internacionais as quais consideram desastres hidrológicos como “*floods*” (OUMA *et al.* 2014; GIGOVIC *et al.* 2017). De 276 registros devidamente homologados pelo Governo Federal, as inundações respondem por 186 registros, indicando que este tipo de desastre representa 67% do total do Estado.

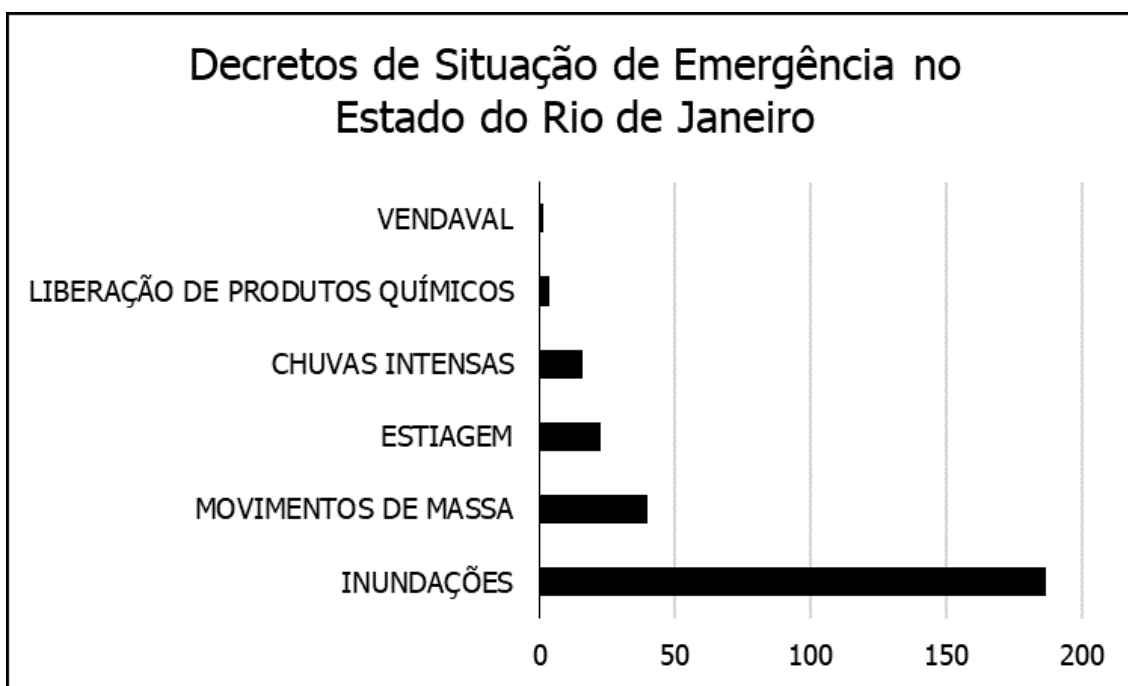


Figura 4 – Decretos de Situação de Emergência no ERJ entre 2003 – 2016. Fonte: MI (2019)

A partir da identificação do desastre de maior ocorrência no ERJ, deu-se a distribuição anual e mensal dos decretos de SE representadas nas **Figuras 5 e 6**. A **Figura 5** identifica, com exceção dos anos de 2005 e 2006, valores discrepantes (*outliers*) em todos os anos registrados na série adotada, destacando que a maior frequência das decretações de SE (35) concentram-se entre zero e dois decretos anuais. Os anos de 2003, 2007, 2009, 2011 e 2012 são marcados pelo elevado número de decretações, entre 10 e 14 de acordo com o histograma construído, com associação direta aos quatro primeiros meses do ano - janeiro, fevereiro, março e abril – segundo a **Figura 6**. O período entre os meses de janeiro e fevereiro são responsáveis pelo maior número de registros de SE, aproximadamente 60 ocorrências, seguido pelos meses de março (40) e abril (30) conforme exposto no histograma da **Figura 5**.

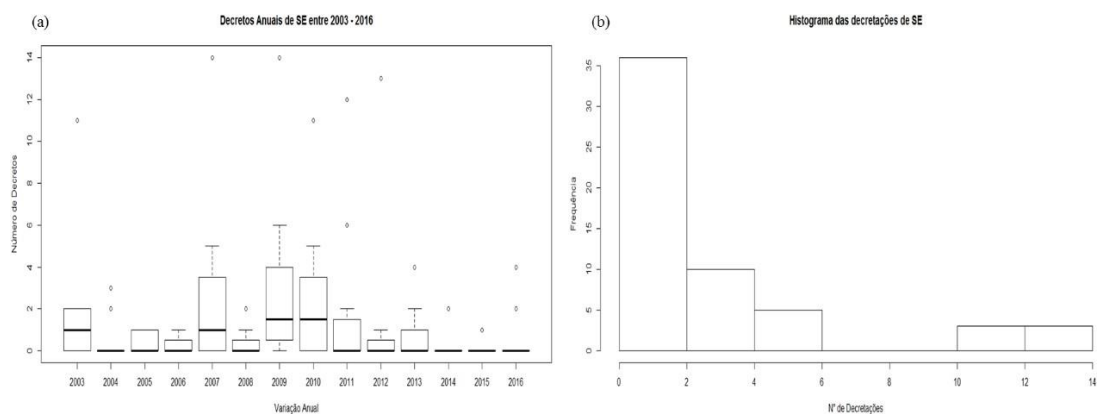


Figura 5 – (a) *Boxplot* anual das ocorrências de inundação entre 2003 e 2018, (b) Histograma das decretações de SE no ERJ – 2018. Fonte: MI (2019)

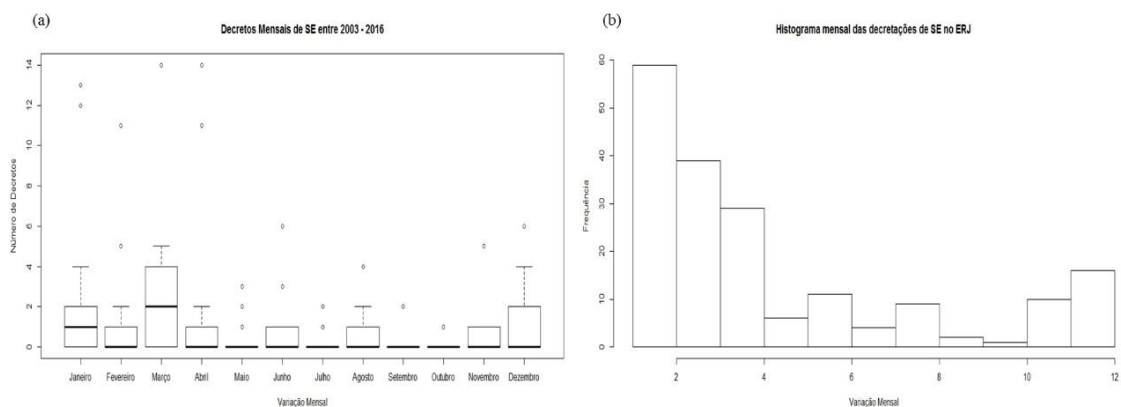


Figura 6 – (a) *Boxplot* mensal das ocorrências de inundação entre 2003 e 2018, (b) Histograma das decretações de SE no ERJ – 2018. Fonte: MI (2019)

A **Figura 7** aponta que as decretações de SE no ERJ motivadas por inundações concentram-se, em valores absolutos, nas regiões Norte (São Fidélis e Campos dos Goytacazes) e Serrana (Petrópolis e Paraíba do Sul), impactando principalmente as populações ribeirinhas, devido à alta densidade populacional nas proximidades de corpos hídricos (OLIVEIRA, *et al.* 2019).

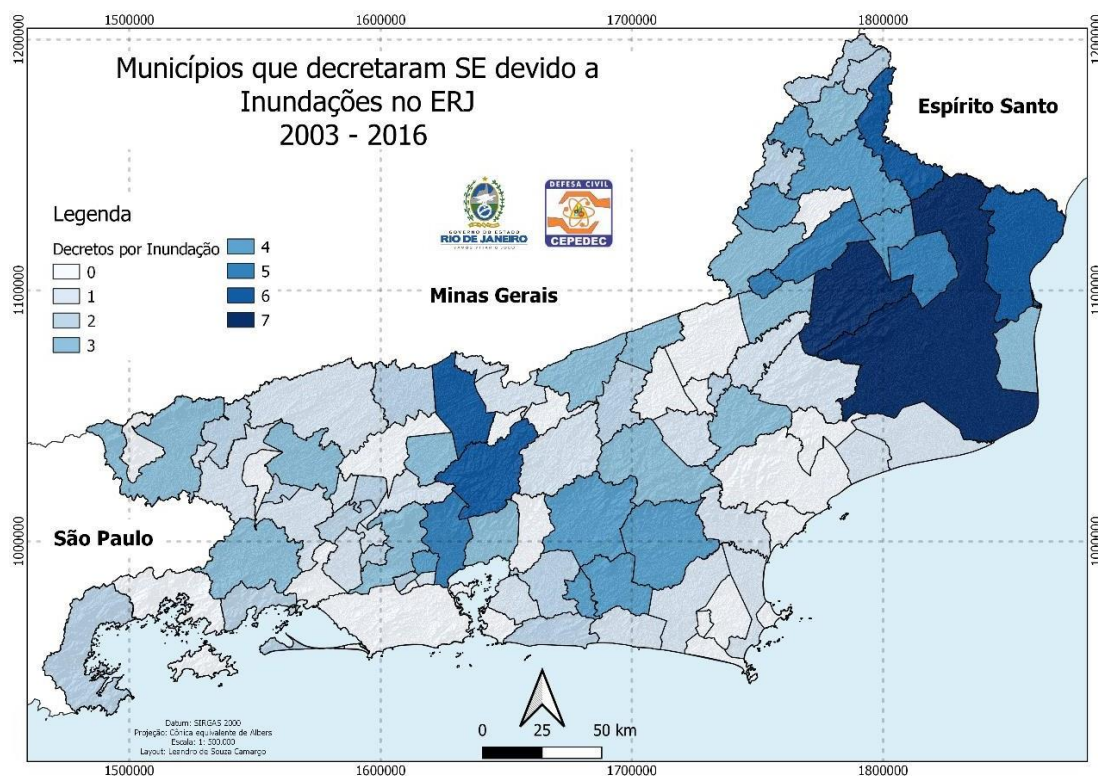


Figura 7 – Municípios que decretaram Situação de Emergência (SE) nas épocas de 2003 – 2016, no ERJ explicitados em número de decretos. Fonte: Autores

3.2. O método AHP

A contribuição de cada variável adotada, ou peso de cada condicionante, decorreu da aplicação do método AHP, transformando os julgamentos qualitativos em níveis hierárquicos de importância na ocorrência dos eventos de inundação, assim como subsidiou a reclassificação dos condicionantes em notas.

Conforme exposto no método, os elementos na extremidade esquerda da matriz, dispostos em colunas, quando comparados com o fator correspondente na linha superior, denotam o grau de importância que um condicionante exerce sobre outro. O resultado da construção da Matriz de comparação pareada é demonstrado no **Quadro 3.2.1**.

Quadro 3.2.1 - Matriz de comparação pareada

Condicionantes	Pedologia	Precipitação	Altitude	Declividade	Uso do Solo	FMP
Pedologia	1	1/3	3	3	1	1/3

Precipitação	3	1	3	3	3	1
Altitude	1/3	1/3	1	1/3	1/5	1/7
Declividade	1/3	1/3	3	1	1/3	1/5
Uso do Solo	1	1/3	5	3	1	7
FMP	3	1	7	5	1/7	1
Somatório das Colunas	8,67	3,33	22,00	15,33	5,68	9,68

Fonte: Autores.

A partir da decisão proposta, os elementos da matriz de julgamentos foram normalizados, ou seja, cada elemento foi dividido pela somatória dos elementos da coluna a que ele pertence, realizando-se média aritmética simples dos elementos correspondentes à linha da matriz normalizada, gerando assim, o peso para cada condicionante. O resultado é demonstrado no **Quadro 3.2.2**

Quadro 3.2.2 - Matriz de comparação pareada normalizada em junção com pesos de cada condicionante

Condicionantes	Pedologia	Precipitação	Altitude	Declividade	Uso do Solo	FMP	Pesos
Pedologia	0,12	0,10	0,14	0,20	0,18	0,03	0,13
Precipitação	0,35	0,30	0,14	0,20	0,53	0,10	0,27
Altitude	0,04	0,10	0,05	0,02	0,04	0,01	0,04
Declividade	0,04	0,10	0,14	0,07	0,06	0,02	0,07
Uso do Solo	0,12	0,10	0,23	0,20	0,18	0,72	0,26
FMP	0,35	0,30	0,32	0,33	0,03	0,10	0,24

Fonte: Autores.

Após a determinação do peso, ou autovetor, determina-se a consistência lógica dos resultados pela aplicação da **Equação (1)** conforme **Quadro 3.2.3**.

Quadro 3.2.3 - Matriz resultante do produto entre a matriz de comparação pareada e os pesos obtidos.

$$Aw_i = \begin{matrix} \begin{matrix} 1 & 1/3 & 3 & 3 & 1 & 1/3 \\ 3 & 1 & 3 & 3 & 3 & 1 \\ 1/3 & 1/3 & 1 & 1/3 & 1/5 & 1/7 \\ 1/3 & 1/3 & 3 & 1 & 1/3 & 1/5 \\ 1 & 1/3 & 5 & 3 & 1 & 7 \\ 3 & 1 & 7 & 5 & 1/7 & 1 \end{matrix} & \times & \begin{matrix} 0,13 \\ 0,27 \\ 0,04 \\ 0,07 \\ 0,26 \\ 0,24 \end{matrix} & = & \begin{matrix} 0,89 \\ 1,99 \\ 0,28 \\ 0,46 \\ 2,55 \\ 1,57 \end{matrix} \end{matrix}$$

Fonte: Autores.

De acordo com Saaty (1990), quando a razão de consistência for inferior a 0,1 a razão dos coeficientes de ponderação são aceitáveis, caso contrário, uma reavaliação dos julgamentos é exigida.

Feito estes procedimentos, os resultados do uso das equações (1), (2) e (3) podem ser resumidos no **Quadro 3.2.4**.

Quadro 3.2.4 - Julgamentos lógicos dos resultados

Autovalor	6,30
Índice de consistência	0,06
Razão de consistência	0,04

Fonte: Autores.

3.2.1. Reclassificação do Mapa de Uso e Cobertura do Solo

O mapa de uso e cobertura do solo foi transformado do formato vetorial para o matricial e reclassificado utilizando as notas obtidas pela aplicação do método AHP em cada classe de cobertura do solo, embasado nos trabalhos publicados por: SAVAGE *et al.* (2016), GRIMLEY (2017), SANZANA *et al.* (2017), GIGOVÍĆ *et al.* (2017), FRANCKE *et al.* (2018), COSTA *et al.* (2018), NEVES *et al.* (2019), MIRANDA *et al.* (2019). Segundo os autores citados os eventos de inundações são influenciados pela vegetação predominante no local, com influência direta nas taxas de infiltração de água no solo, no tipo de solo, na proximidade de massas d'água e a forma e disposição espacial da ocupação antrópica. O **Quadro 3.2.1.1** sintetiza a reclassificação adotada.

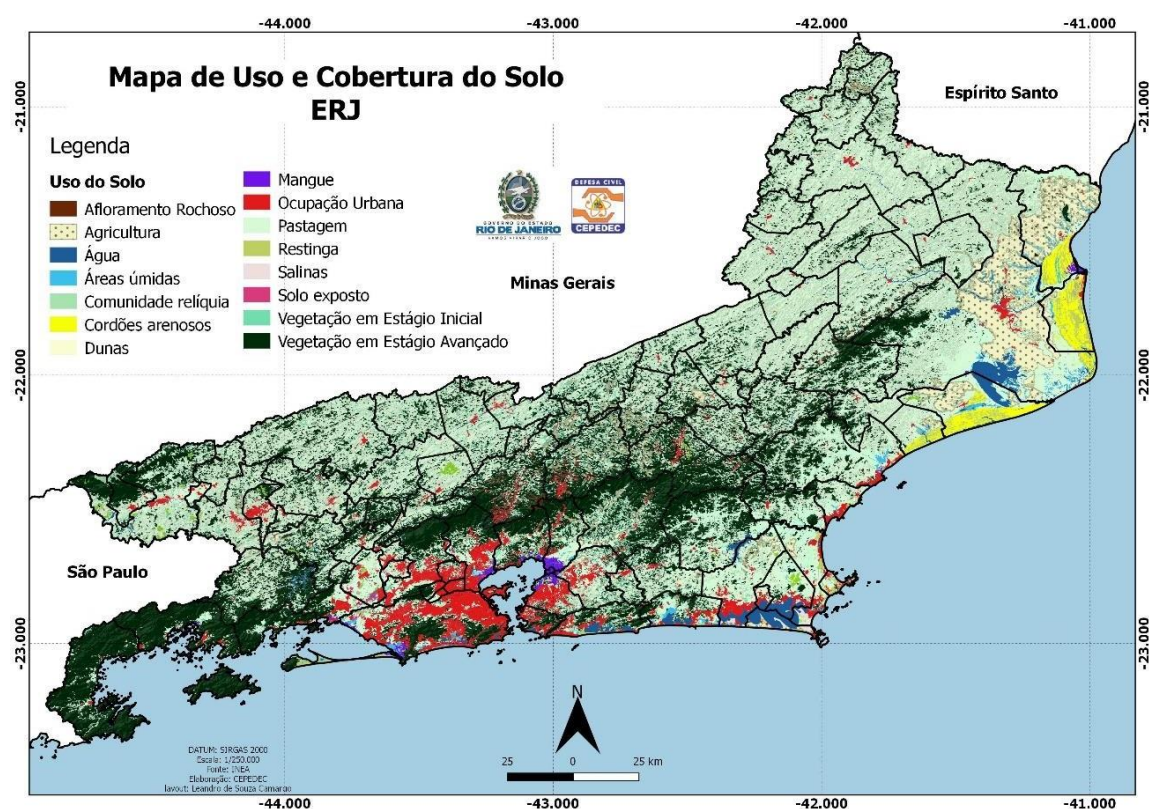


Figura 8 – Mapa de Uso e Cobertura do Solo do ERJ. Fonte: Autores.

Quadro 3.2.1.1 - Classificação atribuída à categoria de susceptibilidade a inundação segundo Uso do Solo

Classes de Susceptibilidade	Uso do Solo	Notas
Muito Baixa	Cordões Arenosos, Dunas.	0,03
Baixa	Vegetação em estágio Avançado	0,07
Média	Vegetação em estágio inicial, Agricultura, Comunidade Relíquia, Restinga.	0,13
Alta	Campos, Pastagem.	0,24

Muito Alta	Água, Áreas Úmidas, Afloramento Rochoso, Mangue, Salinas, Solo Exposto, Urbano.	0,53
Julgamentos lógicos dos resultados		
Autovalor	5,77	
Índice de consistência	0,07	
Razão de consistência	5%	

Fonte: Autores.

3.2.2. Reclassificação da Faixa Marginal de Proteção (FMP)

A elaboração do mapa que caracteriza a Faixa Marginal de Proteção (FMP) foi realizada mediante a transformação do dado vetorial em matricial, e este posteriormente reclassificado de acordo com a aplicação do Código Florestal Brasileiro, regulado pela lei federal nº 12.727, de 17 de outubro de 2012. A lei considera que ações antrópicas realizadas próximas a cursos d'água naturais, perenes e intermitentes possuam distância mínima de 30 metros, para os cursos d'água menores que 10 metros de largura; 50 metros, para os cursos d'água que tenham de 10 a 50 metros de largura; 100 metros, para os cursos d'água que tenham de 50 a 200 metros de largura; 200 metros, para os cursos d'água que tenham de 200 a 600 metros de largura; e 500 metros, para os cursos d'água que tenham largura superior a 600 metros. Para isto, os dados foram transformados de coordenadas geográficas para projetadas de Albers, com objetivo de conferir medidas métricas às diversas feições adotadas, e posteriormente foi utilizado o complemento distância euclidiana, presente no *software* QGIS 3.10, a fim de materializar as distâncias estabelecidas pela legislação, gerando regiões de maior e menor susceptibilidade a inundações. O **Quadro 3.2.1.2** exprime os resultados obtidos pela reclassificação

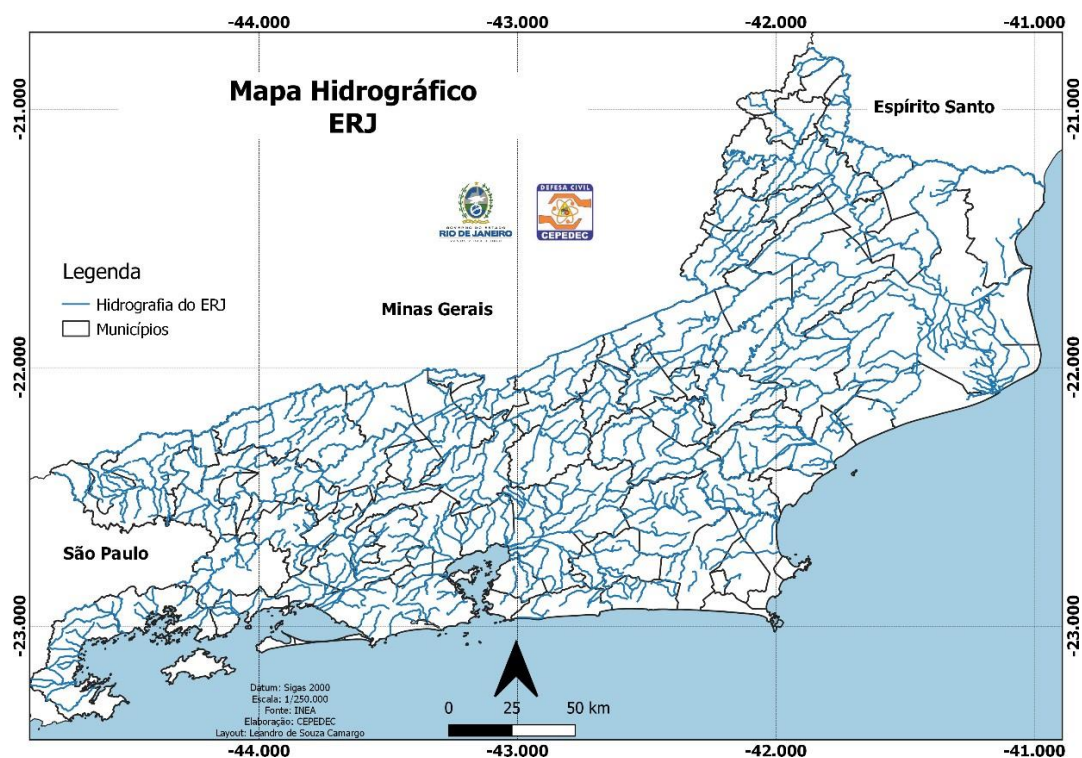


Figura 9 – Faixa Marginal de Proteção do ERJ. Fonte: Autores.

Quadro 3.2.1.2 - Classificação atribuída à categoria de susceptibilidade para tipo de solo.

Classes de Susceptibilidade	Distância dos Rios	Notas
Muito Baixa	201 m – 500 m	0,04
Baixa	101 m – 200 m	0,05
Média	51 m – 100 m	0,12
Alta	31 m – 50 m	0,27
Muito Alta	0 m - 30 m	0,51
Julgamentos lógicos dos resultados		
Autovalor	5,05	
Índice de consistência	0,01	
Razão de consistência	1%	

Fonte: Autores.

3.2.3. Reclassificação do Mapa Altimétrico

O mapa hipsométrico foi construído a partir dos Modelos Digitais de Terreno (MDT), em formato matricial, advindos da missão SRTM, onde após interpolação em grades de altitude, um Modelo Digital de Elevação (MDE) com variação altimétrica de 30 metros foi gerado e disponibilizado pelo projeto TOPODATA identificado pelas folhas 20S42; 21S42; 21S435; 22S42; 22S435; 22S45; 23S45. Após o *download* dos dados, os mesmos foram recortados nos limites territoriais do ERJ e separados em cinco classes de variações altimétricas, segundo o método de intervalos iguais, presente na extensão de

análise espacial do software QGIS 3.10, e estes posteriormente reclassificados empregando o método AHP. O **Quadro 3.2.1.3** exprime os resultados obtidos pela reclassificação.

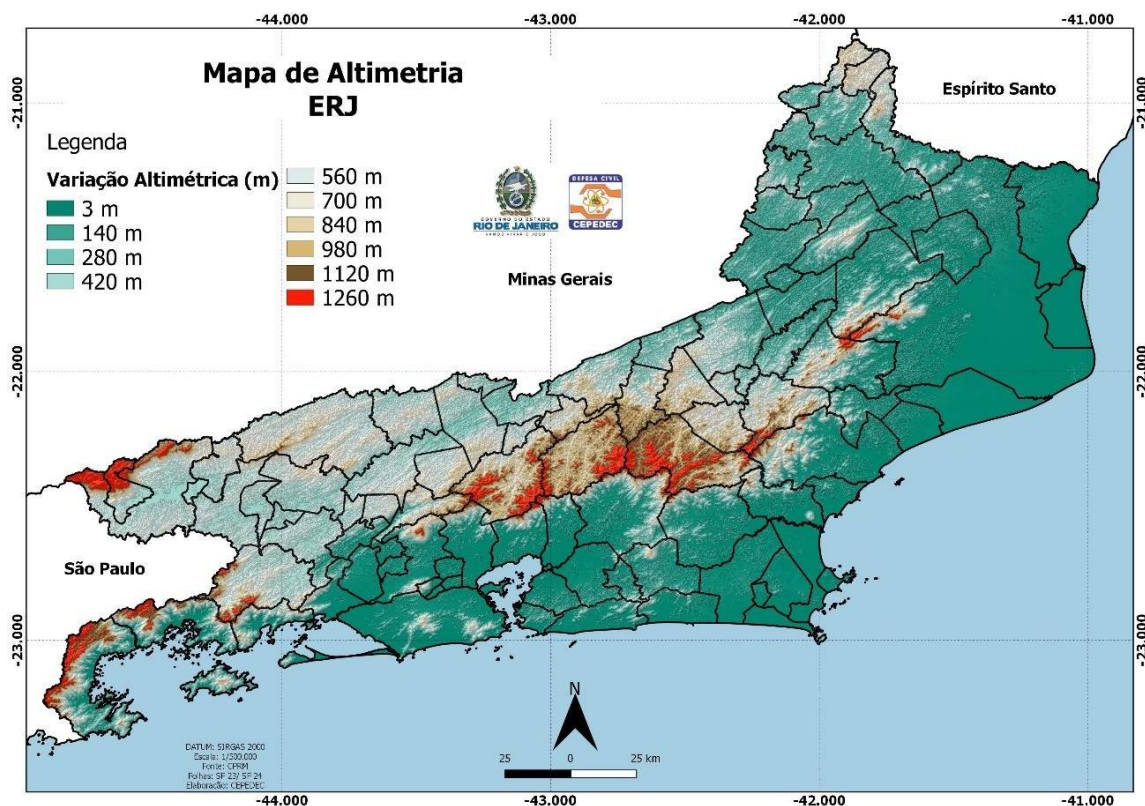


Figura 10 – Mapa da Altimetria do ERJ. Fonte: Autores.

Quadro 3.2.1.3 - Classificação atribuída à categoria de susceptibilidade para Altimetria.

Classes de Susceptibilidade	Classes de Altitude	Notas
Muito Baixa	633,00 m – 2762,00 m	0,04
Baixa	391,00 m – 632,00 m	0,05
Média	116,00 m – 390,00 m	0,12
Alta	26,00 m – 115,00 m	0,27
Muito Alta	0,00 m – 25,00 m	0,51
Julgamentos lógicos dos resultados		
Autovalor	5,05	
Índice de consistência	0,01	
Razão de consistência	1%	

Fonte: Autores.

3.2.4. Reclassificação do Mapa de Declividade

O mapa de declividade foi construído a partir dos Modelos Digitais de Terreno (MDT), em formato matricial, advindos da missão SRTM com variação altimétrica de 30 metros gerado e disponibilizado pelo projeto TOPODATA identificado pelas folhas 20S42; 21S42; 21S435; 22S42; 22S435; 22S45; 23S45. Após o *download* dos dados,

os mesmos foram recortados nos limites territoriais do ERJ e separados conforme metodologia proposta pela EMBRAPA (2006), a saber: 0% a 3% (Relevo Plano), 3% a 8% (Relevo Suavemente Ondulado), 8% a 20% (Relevo Ondulado), 20% a 45% (Relevo Fortemente Ondulado), 45% a 75% (Relevo Montanhoso) e acima de 75% (Relevo Fortemente Montanhoso). Cada classe foi ordenada a susceptibilidade de inundações com uso do método AHP, conforme **Quadro 3.2.1.4**.

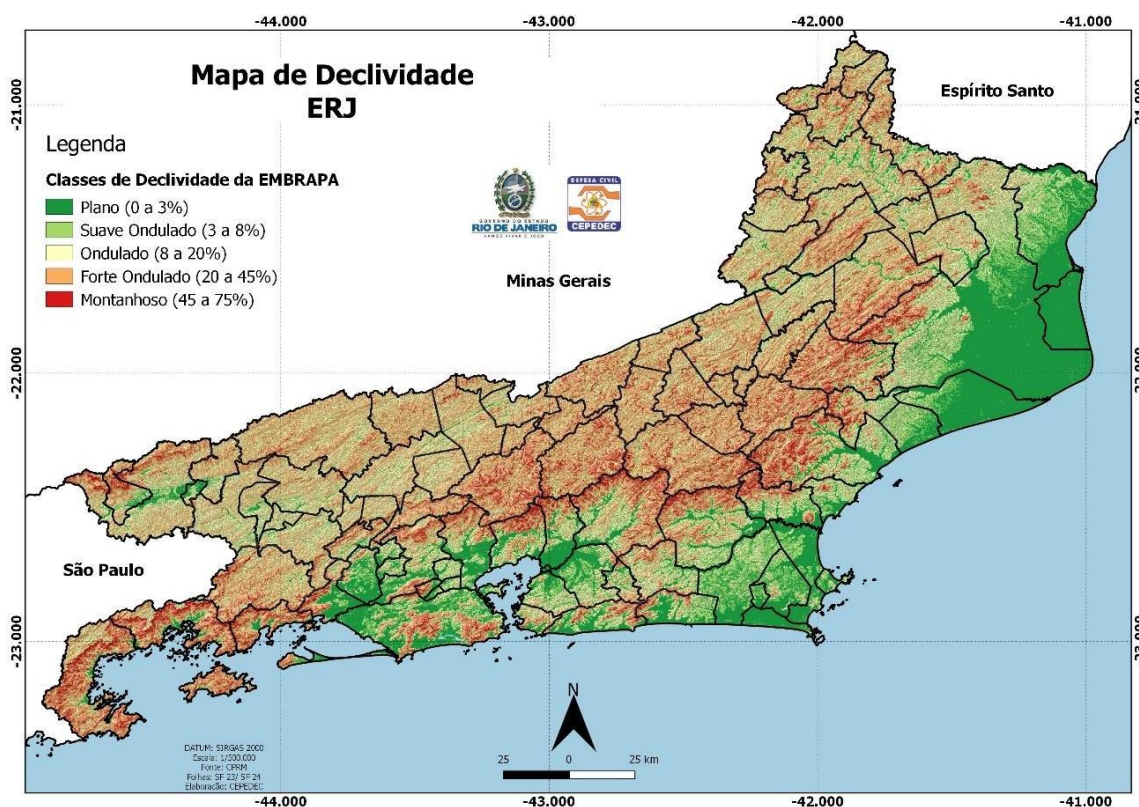


Figura 11 – Mapa de Declividade do ERJ. Fonte: Autores.

Quadro 3.2.1.4 - Classificação atribuída à categoria de susceptibilidade para Declividade

Classes de Susceptibilidade	Declividade em classes percentuais	Notas
Muito Baixa	>75%	0,04
Baixa	20% a 75%	0,05
Média	8% a 20%	0,12
Alta	3% a 8%	0,27
Muito Alta	0% a 3%	0,51
Julgamentos lógicos dos resultados		
Autovalor	5,05	
Índice de consistência	0,01	
Razão de consistência	1%	

Fonte: Autores.

3.2.5. Reclassificação do Mapa de Precipitação

A reclassificação do mapa de precipitação estabeleceu-se em doze cenários distintos, segundo duas etapas adotadas:

- i) Os dados obtidos do projeto *WorldClim* (FICK & HIJMANS, 2017), de acordo com a série histórica de 1970 a 2000 variando em função dos meses do ano, foram agrupados em cinco classes de precipitação média acumulada mensal. Usando o mês de janeiro como referência, justificado por este possuir os maiores registros pluviométricos, foram estabelecidos os intervalos de precipitação nos meses subsequentes com uso do *software* QGIS 3.10, e estes posteriormente reclassificados empregando o método AHP;
- ii) Em seguida, a fim de padronizar a distribuição das precipitações no ERJ para doze meses de observações, os valores das informações (x_i) foram transformados em níveis de *escore* (z_i), como proposto por Ferreira (2016), utilizando a Equação 5.

Equação 5:

$$z_i = \frac{x_i - \bar{X}}{\sigma}$$

Onde:

x_i = Dados pluviométricos mensais;

\bar{X} = Média das Observações;

σ = Desvio padrão das observações.

A partir do pressuposto adotado, foi utilizada a média das máximas precipitações observadas e os valores encontrados para a média e o desvio padrão foram respectivamente $\bar{X} = 227,08$ e $\sigma = 108,87$. A representação das máximas acumuladas e a

transformação destes são mostradas no **Quadro 3.2.1.5**.

Quadro 3.2.1.5 - Valores da máxima precipitação acumulada mensal em junção com os valores da variável padronizada Z.

Meses	Máximas Pluviométricas (mm)	<i>zi</i>
Janeiro	391,00	1,51
Fevereiro	341,00	1,05
Março	298,00	0,65
Abril	224,00	-0,03
Maiο	161,00	-0,61
Junho	116,00	-1,02
Julho	114,00	-1,04
Agosto	105,00	-1,12
Setembro	122,00	-1,06
Outubro	200,00	-0,25
Novembro	280,00	0,49
Dezembro	383,00	1,43

Fonte: Autores.

Após a transformação dos dados em função da aplicação do método AHP em níveis de *score*, os mesmos foram multiplicados pelas matrizes de precipitação mensal a fim de estabelecer a variação dos níveis de ameaça por área (estágios operacionais), como descrito no **Quadro 3.2.1.6**.

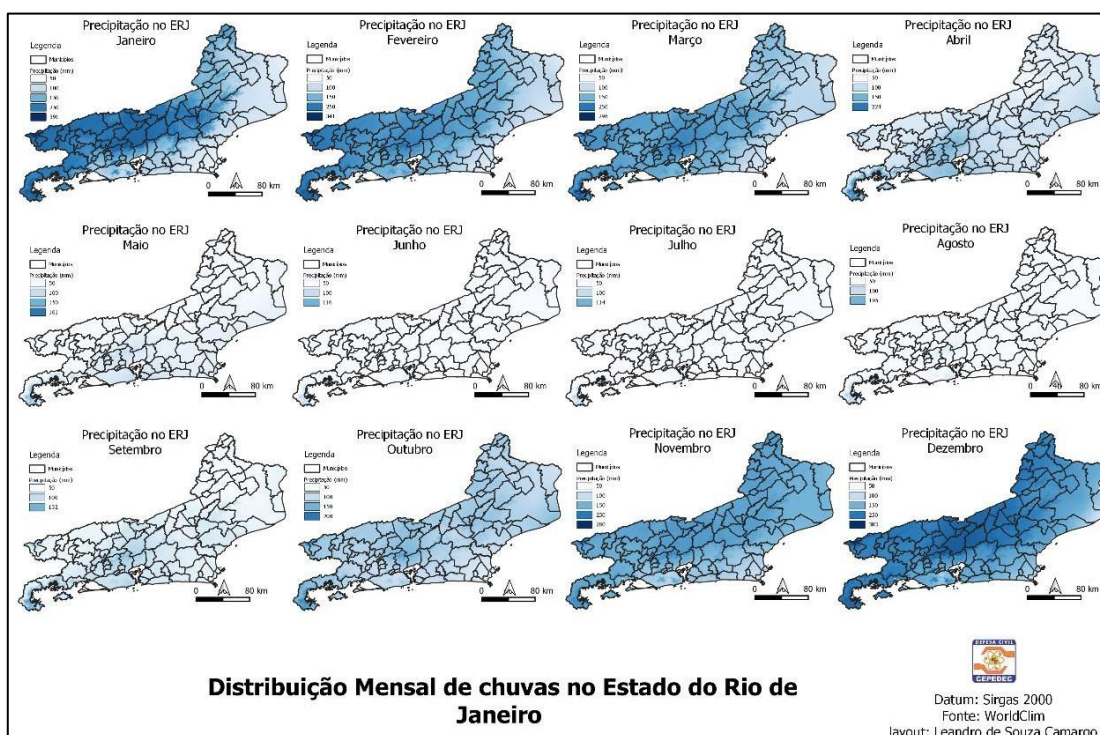


Figura 12 – Distribuição mensal das chuvas no ERJ. Fonte: Autores.

Quadro 3.2.1.6 - Classificação atribuída à categoria de susceptibilidade para Precipitação

Classes de Susceptibilidade	<i>Precipitação em Janeiro</i>	Notas AHP	Nota Final
Muito Baixa	50,00 mm	0,03	0,05
Baixa	100,00 mm	0,07	0,11
Média	150,00 mm	0,13	0,20
Alta	250,00 mm	0,26	0,39
Muito Alta	391,00 mm	0,5	0,75
Classes de Susceptibilidade	<i>Precipitação em Fevereiro</i>	Notas AHP	Nota Final
Muito Baixa	50,00 mm	0,03	0,03

Baixa	100,00 mm	0,07	0,07
Média	150,00 mm	0,13	0,14
Alta	250,00 mm	0,26	0,27
Muito Alta	341,00 mm	0,5	0,52
Classes de Susceptibilidade	<i>Precipitação em Março</i>	Notas AHP	Nota Final
Muito Baixa	50,00 mm	0,03	0,0195
Baixa	100,00 mm	0,07	0,0455
Média	150,00 mm	0,13	0,0845
Alta	250,00 mm	0,26	0,169
Muito Alta	298,00 mm	0,5	0,325
Classes de Susceptibilidade	<i>Precipitação em Abril</i>	Notas AHP	Nota Final
Muito Baixa	50,00 mm	0,06	-0,0018
Baixa	100,00 mm	0,19	-0,0057
Média	150,00 mm	0,22	-0,0066
Alta	224,00 mm	0,53	-0,0159
Muito Alta	-		
Classes de Susceptibilidade	<i>Precipitação em Maio</i>	Notas AHP	Nota Final
Muito Baixa	50,00 mm	0,06	-0,0366
Baixa	100,00 mm	0,19	-0,1159
Média	150,00 mm	0,22	-0,1342
Alta	151,00 mm	0,53	-0,3233
Muito Alta	-		
Classes de Susceptibilidade	<i>Precipitação em Junho</i>	Notas AHP	Nota Final
Muito Baixa	50,00 mm	0,11	-0,10828
Baixa	100,00 mm	0,26	-0,26571
Média	114,00 mm	0,63	-0,64601
Alta	-		
Muito Alta	-		
Classes de Susceptibilidade	<i>Precipitação em Julho</i>	Notas AHP	Nota Final
Muito Baixa	50,00 mm	0,11	-0,1104
Baixa	100,00 mm	0,26	-0,27092
Média	105,00 mm	0,63	-0,65868
Alta	-		
Muito Alta	-		
Classes de Susceptibilidade	<i>Precipitação em Agosto</i>	Notas AHP	Nota Final
Muito Baixa	50,00 mm	0,11	-0,1189
Baixa	100,00 mm	0,26	-0,29176
Média	122,00 mm	0,63	-0,70935
Alta	-		
Muito Alta	-		
Classes de Susceptibilidade	<i>Precipitação em Setembro</i>	Notas AHP	Nota Final
Muito Baixa	50,00 mm	0,11	-0,11253

Baixa	100,00 mm	0,26	-0,27613
Média	132,00 mm	0,63	-0,67135
Alta	-		
Muito Alta	-		
Classes de Susceptibilidade	<i>Precipitação em Outubro</i>	Notas AHP	Nota Final
Muito Baixa	50,00 mm	0,06	0,015
Baixa	100,00 mm	0,19	0,0475
Média	150,00 mm	0,22	0,055
Alta	200,00 mm	0,53	0,1325
Muito Alta	-		
Classes de Susceptibilidade	<i>Precipitação em Novembro</i>	Notas AHP	Nota Final
Muito Baixa	50,00 mm	0,03	0,01
Baixa	100,00 mm	0,07	0,03
Média	150,00 mm	0,13	0,06
Alta	250,00 mm	0,26	0,13
Muito Alta	280,00 mm	0,5	0,24
Classes de Susceptibilidade	<i>Precipitação em Dezembro</i>	Notas AHP	Nota Final
Muito Baixa	50,00 mm	0,03	0,04
Baixa	100,00 mm	0,07	0,10
Média	150,00 mm	0,13	0,19
Alta	250,00 mm	0,26	0,37
Muito Alta	383,00 mm	0,5	0,72
Julgamentos lógicos dos resultados			
Autovalor		5,17	
Índice de consistência		0,04	
Razão de consistência		4%	

Fonte: Autores.

3.2.6. Reclassificação do Mapa Pedológico

A elaboração do mapa pedológico foi realizada mediante a transformação do dado vetorial em matricial, sendo este posteriormente reclassificado de acordo com a separação proposta por Sartori *et al.* (2005). Segundo a categorização adotada pelos autores, os tipos de solo são separados em quatro grandes grupos: A (baixo potencial de escoamento); B (moderado potencial de escoamento); C (alto potencial de escoamento); D (muito alto potencial de escoamento). Para os autores a separação do solo nestes grupos está em conformidade com a sua capacidade de infiltração e produção de escoamento superficial da mesma forma que a consequente diminuição da taxa de infiltração de um grupo em comparação a outro. Os resultados de reclassificação são evidenciados no **Quadro 3.2.1.7.**

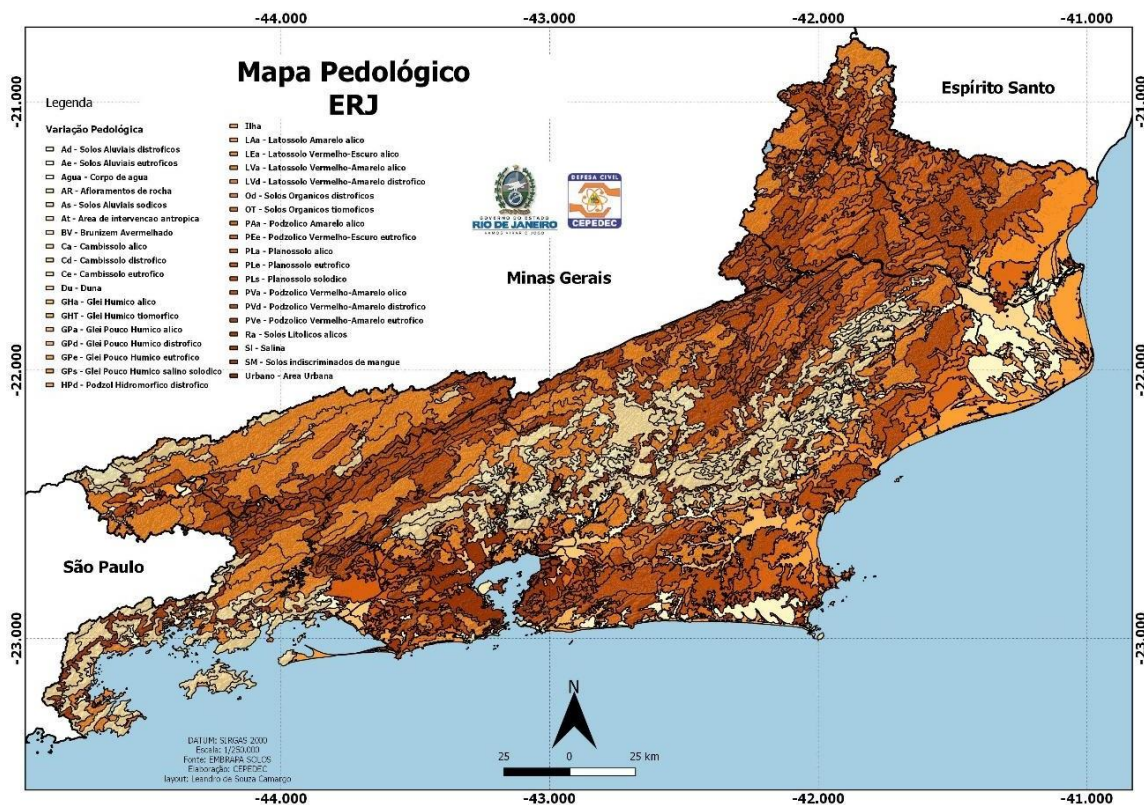


Figura 13 – Mapa Pedológico do ERJ. Fonte: Autores.

Quadro 3.2.1.7 - Classificação atribuída à categoria de susceptibilidade para tipo de solo.

Classes de Susceptibilidade	Pedologia	Notas
Baixa	Latossolo Amarelo, Latossolo Vermelho Amarelo, Latossolo Vermelho (com horizonte superficial não arenoso).	0,06
Média	Latossolo Amarelo e Latossolo Vermelho Amarelo (com horizonte superficial de textura arenosa); Latossolo Bruno; Nitossolo Vermelho; Neossolo Quartzarênico; Argissolo Vermelho ou Vermelho Amarelo (de textura arenosa/média, média/argilosa, argilosa/argilosa ou argilosa/muito argilosa que não apresentam mudança de textura abrupta)	0,19
Alta	Argissolo vermelho, Argissolo vermelho amarelo e Argissolo amarelo (ambos profundos com mudança de textura abrupta); Cambissolo de textura média e Cambissolo Háptico ou húmico,	0,22

	Espodossolo Ferrocárbico; Neossolo Flúvico.	
Muito Alta	Neossolo Litólico; Organossolo; Gleissolo; Chernossolo; Planossolo; Vertissolo; Alissolo; Luvisso; Plintossolo; solos de mangue; afloramentos de rocha; demais Cambissolos que não se enquadram no grupo c; Argissolo vermelho amarelo e Argissolo amarelo (ambos pouco profundos e associados à mudança de textura abrupta).	0,53
Julgamentos lógicos dos resultados		
Autovalor	4,06	
Índice de consistência	0,02	
Razão de consistência	2%	

Fonte: Autores.

3.2.7. Mapa de Susceptibilidade a Inundações

O mapa de susceptibilidade a inundações foi construído a partir da aplicação do método AHP que indicou os níveis de influência de cada condicionante nos eventos de inundação no ERJ, conforme **Equação 6**. Com o uso do SIG QGIS 3.10, foi realizada a combinação linear dos condicionantes, processado na calculadora de campo, “*Raster Calculator*”, designando um modelo cartográfico que indica as áreas com maior possibilidade de serem afetadas pelo desastre em função de sua sazonalidade. Conforme exposto, foram gerados doze mapas de susceptibilidade, justificado pela variação pluviométrica característica de cada mês, demonstrando a mudança mensal dos estágios operacionais. A **Figura 14** ilustra os resultados obtidos.

Equação 6:

$$\text{SUSCEPTIBILIDADE} = 0,26 U + 0,24 H + 0,04 A + 0,07 D + 0,27 P + 0,13 Pe$$

Onde:

- U = Matriz de Uso do Solo;
- H = Matriz de FMP;
- A = Matriz de Altitude;

- D = Matriz de Declividade;
- P = Matriz de Precipitação;
- Pe = Matriz de Pedologia.

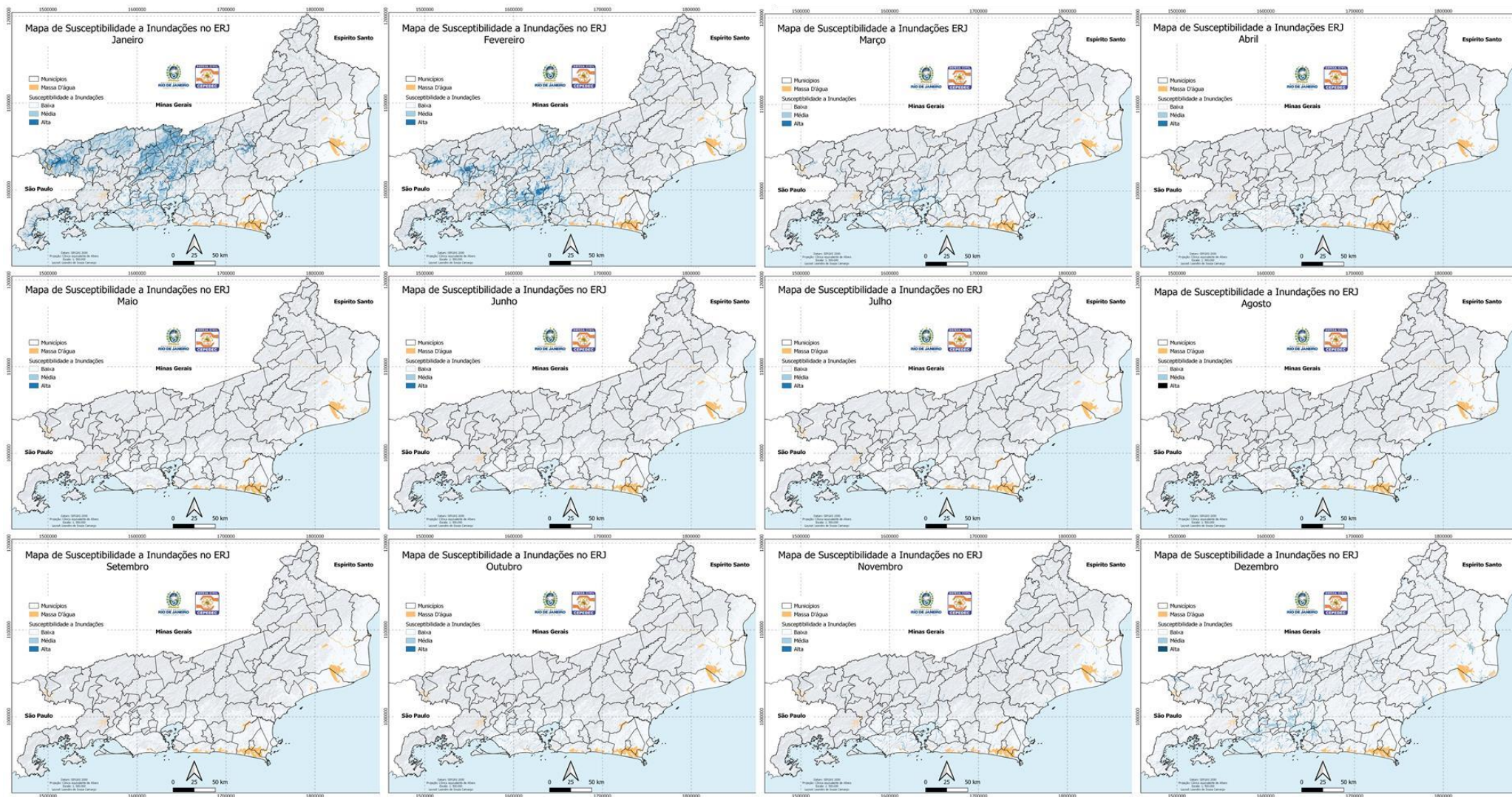


Figura 14 - Mapa de Suscetibilidade a Inundações por variação mensal. Fonte: Autores.

3.2.8. Mapa de afetados em potencial por inundações

O mapa de afetados em potencial por inundações ilustra a possibilidade, em números absolutos e percentuais, máxima de afetados caso o adensamento populacional se faça na integralidade da mancha de inundação gerada a partir dos mapas de susceptibilidade. A construção do produto cartográfico foi realizada a partir do produto dos polígonos classificados com susceptibilidade da ordem alta e média, em quilômetros quadrados, com os dados de densidade populacional municipal, obtidos do censo demográfico de 2010 (IBGE, 2019). Os resultados são ilustrados pelas figuras 15 e 16 e pelo quadro 3.2.1.8 .

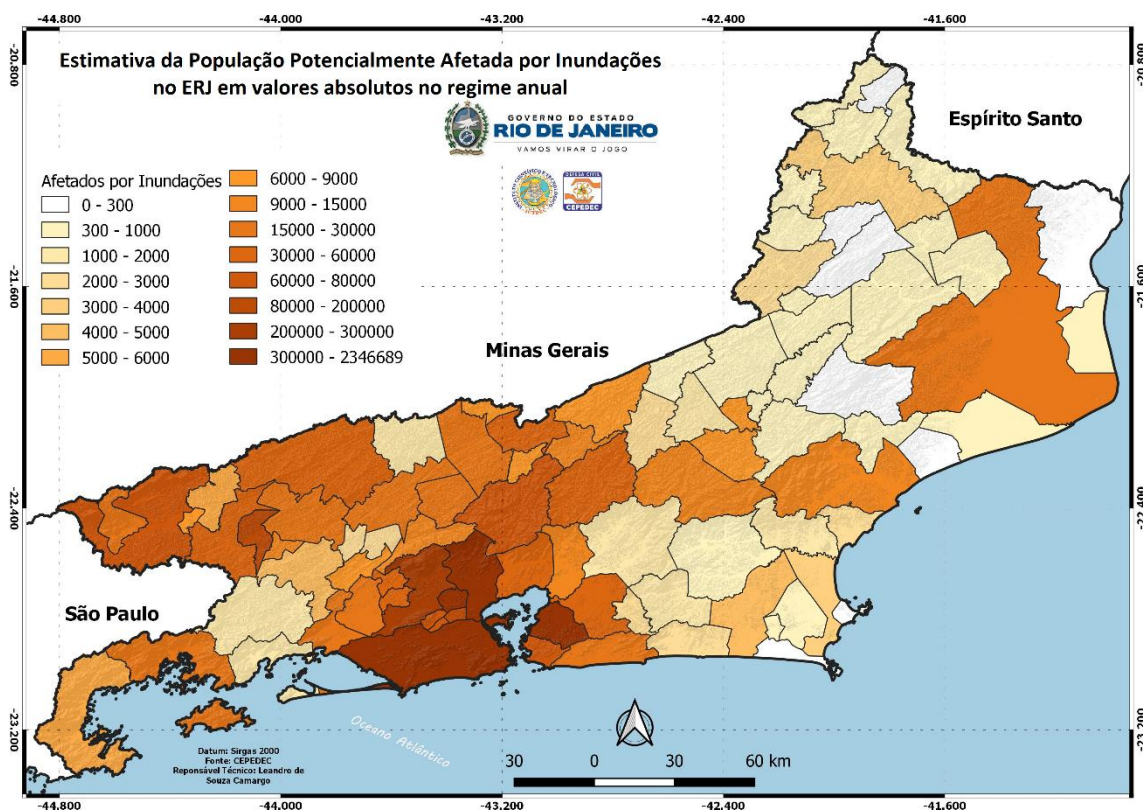


Figura 15 – Estimativa anual de afetados, em valores absolutos, por inundações no ERJ.

Fonte: Autores.

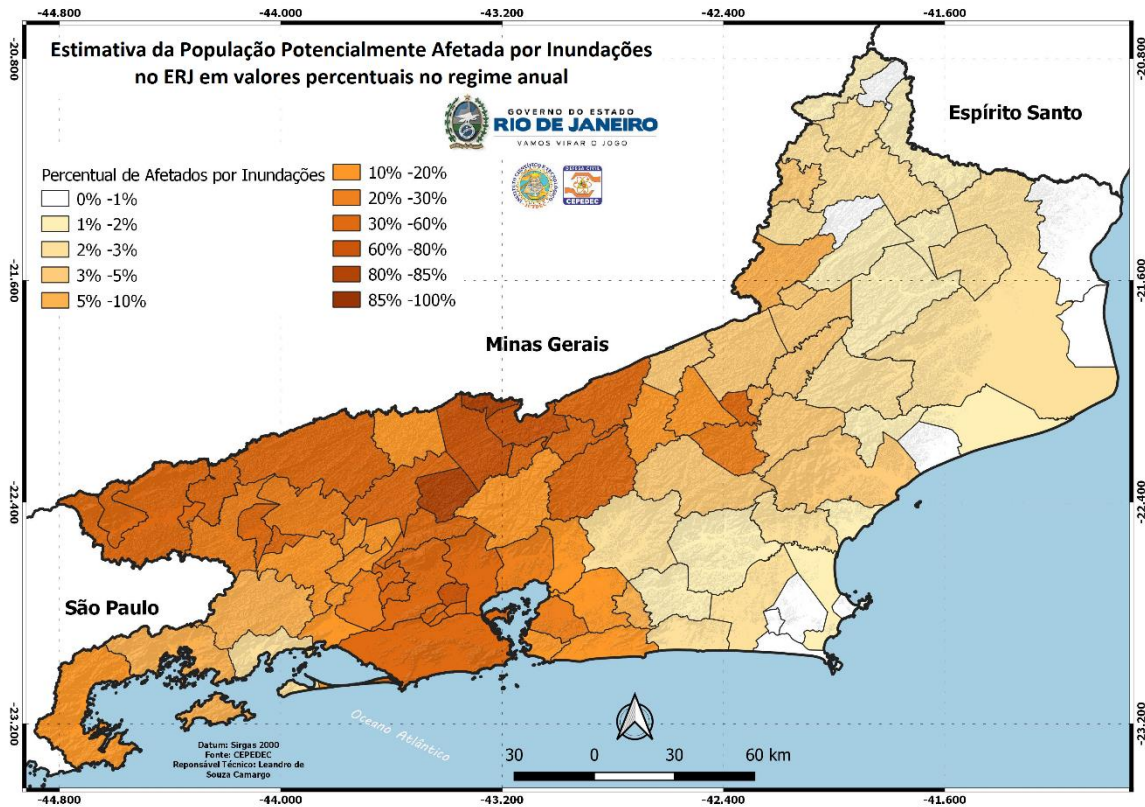


Figura 16 – Estimativa anual de afetados, em valores percentuais, por inundações no ERJ.

Fonte: Autores.

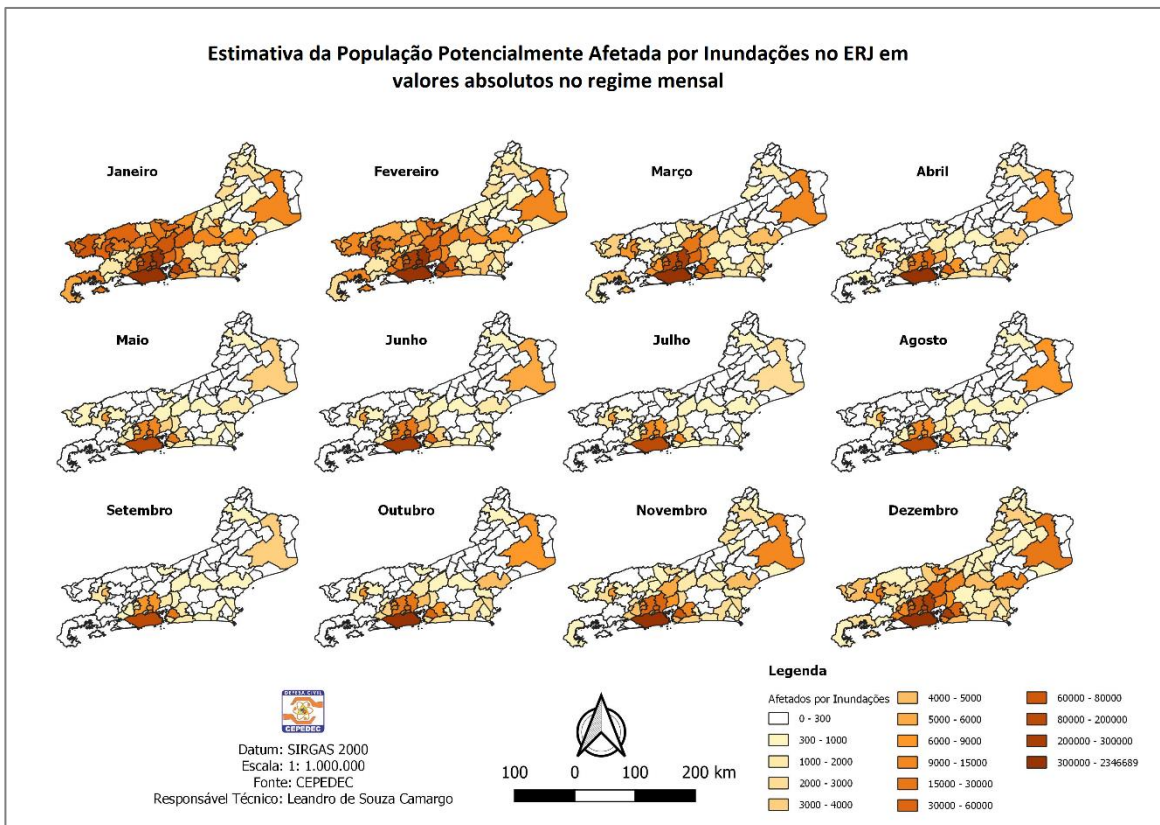


Figura 17 – Estimativa potencial de população afetada por inundações no ERJ. Fonte:

Autores.

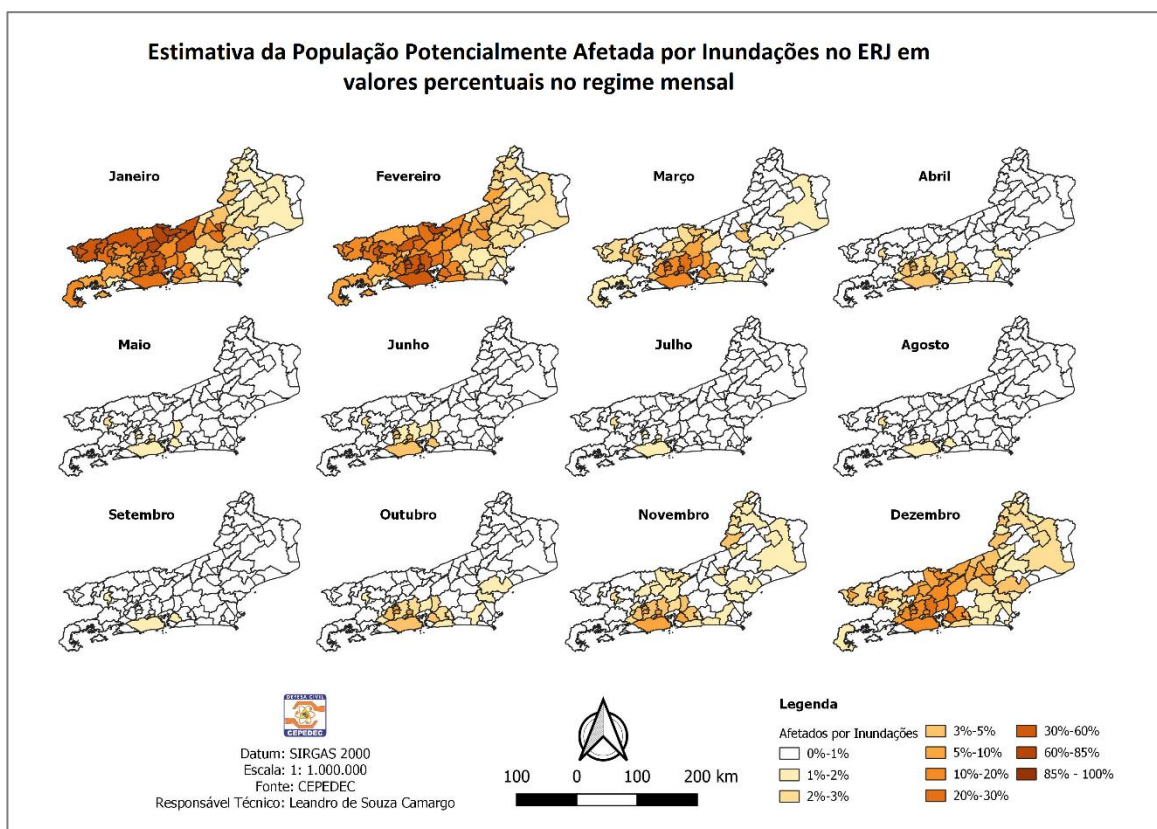


Figura 18 – Estimativa potencial percentual de população afetada por inundações no ERJ.

Fonte: Autores.

Quadro 3.2.1.7 – Estimativa da população afetada pelos eventos de inundações no ERJ.

IBGE (2010)	<i>Afetados em potencial por inundações</i>	
	<i>Anual Absoluto</i>	<i>Anual Relativo</i>
<i>CAPITAL</i>		
Rio de Janeiro	2346689	37%
<i>COSTA VERDE</i>		
Angra dos Reis	15015	7%
Itaguaí	23736	18%
Mangaratiba	1547	3%
Paraty	5846	14%
<i>SUL</i>		
Barra do Piraí	23863	24%
Barra Mansa	54832	30%
Belford Roxo	321406	63%
Itatiaia	16628	52%
Mendes	2761	15%
Mesquita	60228	34%
Miguel Pereira	14474	57%
Paty do Alferes	22497	81%
Pinheiral	9348	37%
Piraí	4375	17%

Porto Real	8587	44%
Quatis	5814	41%
Resende	64435	49%
Rio Claro	1151	6%
Rio das Flores	1775	19%
Valença	39251	55%
Vassouras	18294	53%
Volta Redonda	106388	41%
BAIXADA FLUMINENSE		
Belford Roxo	321406	63%
Duque de Caxias	393275	43%
Engenheiro Paulo de Frontin	2134	15%
Guapimirim	10270	17%
Japeri	33259	32%
Magé	56256	23%
Mesquita	60228	34%
Nilópolis	76311	47%
Nova Iguaçu	260557	32%
Paracambi	6819	13%
Queimados	46238	31%
São João de Meriti	156643	34%
Seropédica	20423	26%
BAIXADA LITÔRANEA		
Araruama	4265	3%
Armação dos Búzios	0	0%
Arraial de cabo	0	0%
Cabo Frio	3670	2%
Carapebús	166	1%
Casimiro de Abreu	1396	3%
Iguaba Grande	366	1%
Macaé	11330	4%
Quissamã	371	2%
Rio das Ostras	2418	2%
São Pedro da Aldeia	749	1%
Saquarema	2441	3%
Silva Jardim	534	2%
METROPOLITANA		
Itaboraí	38731	16%
Maricá	22411	14%
Niteroi	77393	15%
Rio Bonito	1380	2%
São Gonçalo	321504	30%
Tanguá	2782	9%
SERRANA		
Areal	7099	56%
Bom Jardim	6755	25%
Cachoeiras de Macacú	1941	3%

Cantagalo	930	5%
Carmo	755	4%
Comendador Levy Gasparian	6971	81%
Cordeiro	6817	31%
Duas Barras	1320	11%
Macuco	354	6%
Nova Friburgo	9792	5%
Paraíba do Sul	29727	67%
Petrópolis	62428	20%
Santa Maria Madalena	294	3%
São José do Vale do Rio Preto	9233	46%
São Sebastião do Alto	413	5%
Sapucaia	6774	39%
Sumidouro	2062	14%
Teresópolis	56335	34%
Trajano Moraes	553	5%
Três Rios	57060	74%
NORTE		
Aperibé	519	4%
Bom Jesus do Itabapuaana	624	2%
Cambuçí	263	2%
Campos dos Goytacazes	16786	3%
Cardos Moreira	326	3%
Italva	310	2%
Itaocara	937	4%
Itaperuna	3173	3%
Laje do Muriaé	308	4%
Miracema	896	3%
Natividade	402	3%
Pociúncula	462	2%
Santo Antônio da Pádua	2738	7%
São Fidélis	1419	4%
São Francisco de Itabapuaana	243	1%
São João da Barra	382	1%
São José de Ubá	56	1%
Varre Sai	0	0%

Fonte: Autores.

3.3. Validação dos resultados obtidos a partir de estudo de caso

A fim de se verificar se a metodologia empregada obteve resultados satisfatórios, foram utilizados registros de ocorrências anuais do município de São Gonçalo, oriundo da defesa civil municipal local, justificado pela: i) abundante série histórica (1995 – 2018); ii) alta densidade populacional municipal e iii) alta taxa de aglomerados subnormais.

3.3.1. Análise de eventos de inundações por Boxplot no município de São Gonçalo

O número de eventos de inundações acumulados na série histórica considerada é estimado em 1.425, conforme **Figura 19**, onde a presença de um *outlier* é detectada. O distanciamento do *outlier* em relação ao maior valor esperado no conjunto dos dados, como demonstrado na **Figura 20**, pode ser atribuído aos excepcionais pluviométricos ocorridos em março de 2016 (ABDALA, 2016).

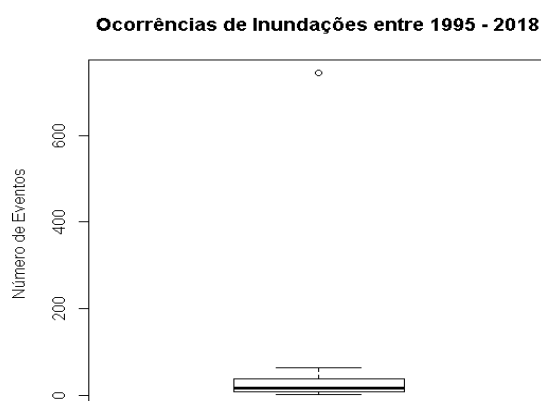


Figura 19 - Boxplot das ocorrências de inundações entre 1995 – 2018. Fonte: Autores.

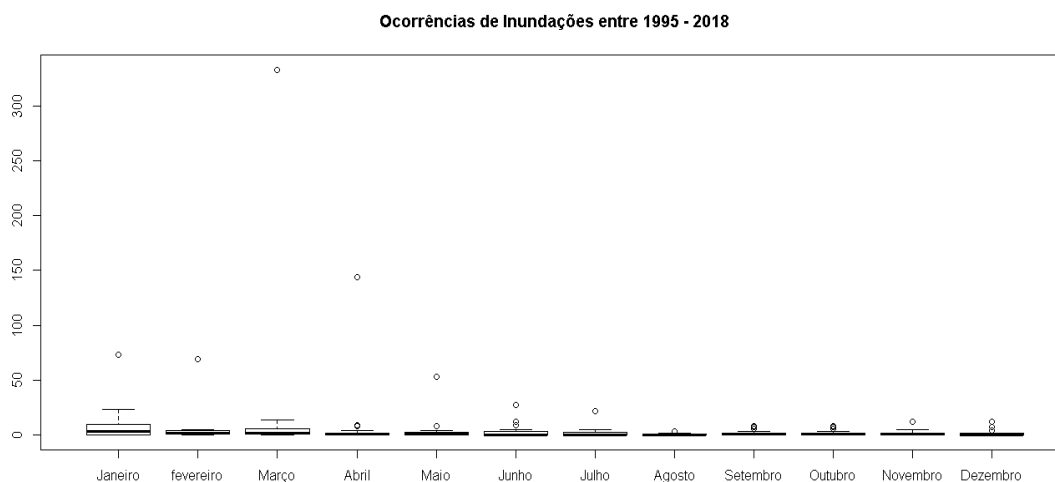


Figura 20 - Boxplot mensal das ocorrências de inundações entre 1995 – 2018. Fonte: Autores.

A **Figura 21** representa a distribuição das ocorrências de inundações com a retirada do ano de 2016. O número de registros esperados para os meses de maio, junho, julho e agosto é nulo, fato este associado aos menores registros de chuva no ERJ. De acordo com Sobral *et al.* (2018) historicamente estes são os meses de menor acúmulo de chuva no estado, fato este associado ao final do outono, inverno e início da primavera.

Os meses de setembro, outubro e novembro apresentam isonomia de ocorrências, considerando o comportamento médio das observações, destacando – se os meses de

janeiro, fevereiro e março como predominantes no que tange ao número de registros de ocorrências, correlacionados aos meses mais chuvosos, que compreendem o período de transição entre as estações da primavera e do verão (SOBRAL, *et al.*, 2018).

O georreferenciamento das ocorrências no município de São Gonçalo descreveu o comportamento geográfico dos dados (agrupamento ou dispersão dos eventos) em função da época de registros e sua correlação espacial com as áreas sinalizadas com maior criticidade. De acordo com os mapas produzidos, os meses de dezembro, janeiro e fevereiro apresentam o maior percentual de regiões enquadradas na categoria de maior susceptibilidade aos eventos de inundação, fato este, associado a estes serem os meses de maior expressão pluviométrica. A **Figura 22** ilustra os resultados obtidos.

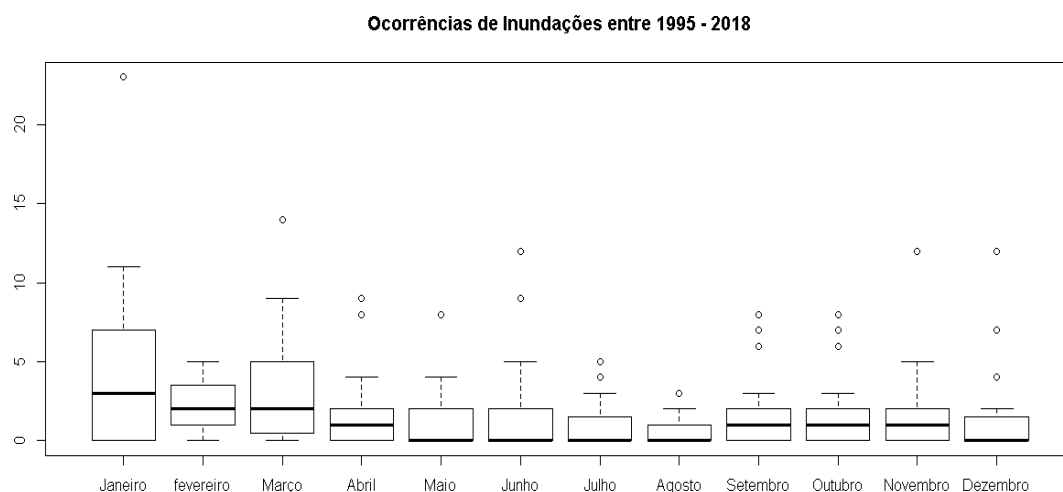


Figura 21 - *Boxplot* mensal das ocorrências de inundação entre 1995 – 2018, descartando os eventos de 2016. Fonte: Autores.

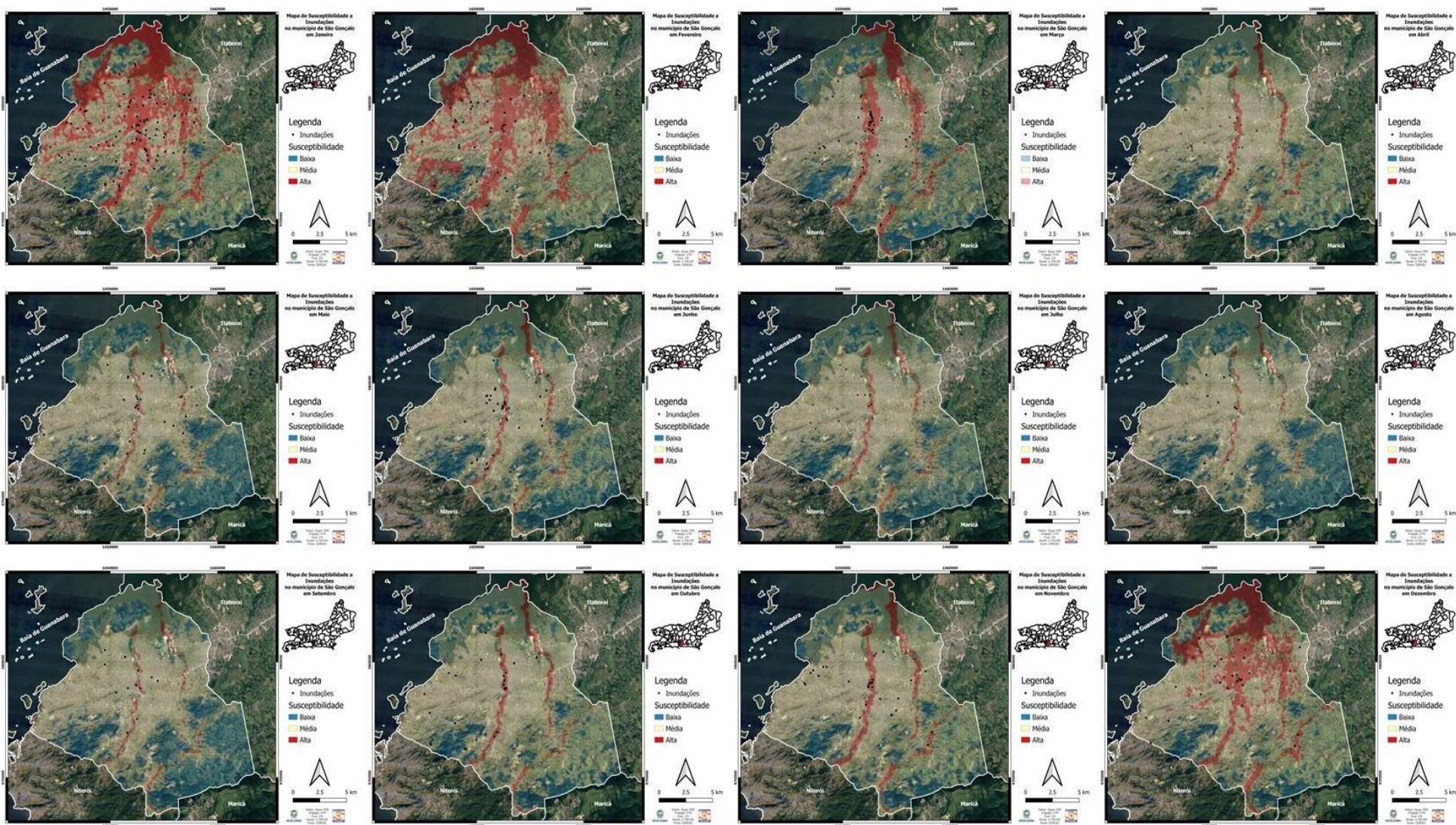


Figura 22 – Correlação entre os eventos de inundação e o mapa de susceptibilidade restrito a São Gonçalo. Fonte: Autores.

3.3.2. Análise por Qui-quadrado

A realização da análise estatística com uso do teste Qui-quadrado comprovou a relação de aderência entre os eventos de inundação e os mapas de susceptibilidade no município de São Gonçalo.

A construção da matriz de contingência dos valores observados (v_o), **Quadro 4.3.1**, em comparação aos valores esperados (v_e), **Quadro 4.3.2**, resultado da correlação entre os eventos de inundação e os mapas de susceptibilidade, comprovaram que não há diferença significativa entre as frequências observadas e esperadas, uma vez que para 22 graus de liberdade o $\chi^2_{\text{tabelado}} = 33,924$ e o $\chi^2_{\text{calculado}} = 69,92$, representado no quadro 4.3.3. Isto posto, é rejeitada a hipótese nula (H_0) e admite-se a hipótese alternativa (H_1), ou seja, observa-se relação estatística de dependência entre os eventos observados e os mapas de inundação propostos.

Quadro 4.3.1 – Matriz de contingência dos valores observados.

Variação Anual	Susceptibilidade			Total
	Baixa	Média	Alta	
Dezembro	0	15	21	36
Janeiro	0	53	60	113
Fevereiro	0	24	27	51
Março	0	45	33	78
Abril	1	30	6	37
Maio	3	31	2	36
Junho	0	26	13	39
Julho	1	14	10	25
Agosto	0	12	1	13
Setembro	0	12	8	20
Outubro	0	20	12	32
Novembro	1	21	14	36
Total	6	303	207	516

Fonte: Autores.

Quadro 4.3.2 – Matriz de contingência dos valores esperados.

Variação Anual	Susceptibilidade			Total
	Baixa	Média	Alta	
Dezembro	0,42	21,14	14,44	36,00
Janeiro	1,31	66,35	45,33	113
Fevereiro	0,59	29,95	20,46	51
Março	0,91	45,80	31,29	78
Abril	0,43	21,73	14,84	37

Maio	0,42	21,14	14,44	36
Junho	0,45	22,90	15,65	39
Julho	0,29	14,68	10,03	25
Agosto	0,15	7,63	5,22	13
Setembro	0,23	11,74	8,02	20
Outubro	0,37	18,79	12,84	32
Novembro	0,42	21,14	14,44	36
Total	6,00	303,00	207,00	516,00

Fonte: Autores.

Quadro 4.3.3 – Matriz de contingência dos valores esperados.

Variação Anual	Susceptibilidade			Total
	Baixa	Média	Alta	
Dezembro	0,42	1,78	2,98	5,18
Janeiro	1,31	2,69	4,75	8,75
Fevereiro	0,59	1,18	2,09	3,87
Março	0,91	0,01	0,09	1,01
Abril	0,75	3,15	5,27	9,17
Maio	15,92	4,60	10,72	31,24
Junho	0,45	0,42	0,45	1,32
Julho	1,73	0,03	0,00	1,76
Agosto	0,15	2,50	3,41	6,06
Setembro	0,23	0,01	0,00	0,24
Outubro	0,37	0,08	0,05	0,50
Novembro	0,81	0,00	0,01	0,82
Total	X= 69,92			

Fonte: Autores.

4. DISCUSSÃO

Segundo Bussab e Morettin (2011) o uso de médias de tendência central podem não ser adequadas para representação de um conjunto de dados, uma vez que esses são afetados por valores extremos ou *outliers*. Com base neste pressuposto, os resultados da análise de variabilidade mensal mediante a construção do *Boxplot* nas decretações de SE, são convergentes com os períodos de maior precipitação no estado. Dereczynski *et al.* (2017) destacam que desastres deflagrados pelas chuvas intensas ocorrem principalmente no verão e outono, 40% em cada estação, com distribuição equânime nos 20% entre a primavera (10%) e o inverno (10%), mostrando convergência com as decretações de SE no período proposto, afetando principalmente núcleos populacionais urbanos, uma vez que comprometem a normalidade municipal. De junho a setembro, os níveis de ameaça a inundações são apresentados como mínimos e refletidos no número de decretos para os respectivos meses como ilustrado no *boxplot* da figura 6(b). Este fato associa a dicotomia entre a queda dos eventos de inundações e o aumento dos eventos de incêndios florestais e processos de estiagem no ERJ como destacam os trabalhos de Clemente *et al.*, 2017 e Camargo *et al.*, 2019. O aumento do número de decretações reconhecidas de SE pelo Ministério do Desenvolvimento Regional (MDR) no mês de março, em oposição à diminuição da área associada à alta susceptibilidade a inundações, está vinculado ao decréscimo dos estágios operacionais nas regiões sul e serrana, e ao aumento destes estágios operacionais nas baixadas fluminenses e capital. Segundo os dados de estimativa populacional do IBGE (2019) os municípios com maior densidade populacional no estado do Rio de Janeiro estão localizados nas baixadas fluminenses e na capital sendo estes detentores de uma baixa cobertura vegetal natural nos centros urbanos, reflexo dos processos históricos de intervenção antrópica e a baixa infraestrutura, dirimindo a capacidade natural da infiltração dos lençóis freáticos como apontado por Costa *et. al* 2018 e Neves *et. al* 2019 e convergentes com os resultados dos mapas de susceptibilidade nos meses de dezembro, janeiro, fevereiro e março.

O resultado da combinação de diferentes condicionantes hierarquizados pelo método AHP mostrou-se convergente com os decretos de SE no ERJ, na comparação com os gráficos de *boxplot* e histogramas mensais, como mostra a figura 6, proporcionando resultados satisfatórios no tocante a indicação de áreas com potencial de serem afetadas por eventos de inundação, alinhado com os resultados encontrados por Ouma *et al.*, 2014; Gigović *et al.*, 2017; e Miranda *et al.*, 2019, principalmente em áreas de maior densidade

populacional, onde os impactos de eventos extremos exercem maior preponderância. Conforme ilustrado na figura 14, 16 e 17, a partir do mês de outubro estendendo-se até março, é perceptível um aumento progressivo das regiões do estado considerados como críticas a eventos de inundações com decaimento a partir de abril até setembro, onde recomeça o ciclo sazonal de ameaças desprendidas principalmente aos grandes aglomerados urbanos.

De acordo com os resultados obtidos pelo mapa de susceptibilidade e de afetados por inundações, no mês de janeiro as regiões sul e serrana possuem boa parte de seu território entreposto em áreas susceptíveis a inundações, em contrapartida às áreas da região norte do ERJ com pequenas regiões inseridas neste contexto. Contudo, destaca-se a limitação da escala adotada neste projeto e os elevados índices pluviométricos nas regiões serranas e costa verde que subestimam os índices pluviométricos anuais nas regiões norte e litorânea do ERJ, não refletindo com a precisão desejada o nível de criticidade que tais regiões apresentam. Este fenômeno subestima para os municípios de Varre Sai, Armação dos Búzios e Arraial do Cabo os índices de criticidade, uma vez que estes foram identificados com susceptibilidade nula, contudo apresentam registros de eventos de inundações pretéritas. Observa-se ainda que algumas ocorrências de inundações nas região norte e litorânea do ERJ estão associada às chuvas intensas, com grandes acumulados (milímetros) em pequenos períodos de duração (minutos), o que não contribui de forma significativa para a elevação dos acumulados anuais (mm/ano). Apesar dos índices pluviométricos da região norte serem os menores do ERJ, a região do baixo rio Paraíba do Sul apresenta recorrentes eventos de inundações devido as chuvas que incidem sobre as cabeceiras de seus tributários localizadas nos estados de São Paulo, Minas Gerais e Espírito Santo, potencializados pela ocupação de lagoas e superfícies brejais, que passaram por um progressivo processo de drenagem durante a sua ocupação a fim de dar suporte à agroindústria da cana-de-açúcar, afetando municípios como Campos dos Goytacazes, São Fidelis e São João da Barra, locais de desagüe do Paraíba do Sul (LEITE, 2019).

De acordo com as informações extraídas do *shape* de uso e cobertura do solo no ano de 2015, estima-se que as pastagens ocupem uma área de 2.301.642,00 de hectares, favorecendo a prática agropastoril, principalmente na região norte do ERJ, aumentando a compactação do solo, diminuindo a recarga dos lençóis freáticos e por consequência aumentando a taxa de escoamento superficial, que por sua vez eleva a intensidade e

velocidade escoamento superficial potencializando os eventos de inundações e enxurradas (Miguel *et. al.*,2010; EMATER- RJ, 2016).

Seluchhi *et al.*, 2016 atentaram para elevada exposição da região serrana do ERJ aos desastres naturais, devido a sua orografia, climatologia, ocupação demográfica desordenada e alterações no uso do solo, afetando o estabelecimento da normalidade social frente a eventos extremos, o que justifica o grande número de registros de SE nos município que a compõe. Na região serrana, a susceptibilidade a inundações é caracterizada pela combinação da proximidade espacial de núcleos populacionais a corpos hídricos e acentuadas declividades, favorecendo os eventos de enxurradas, fluxos de detritos, entre outros, justificando a alta letalidade dos desastres que incidem sobre a região originados de eventos hidrológicos.

A correlação entre os eventos de inundações e os mapas de susceptibilidade no município de São Gonçalo foi satisfatória, uma vez que a análise visual dos dados apresentou boa correlação entre os registros de inundações e os meses destacados com maior propensão à ocorrência do fenômeno supracitado. A aplicação da análise não paramétrica, Qui – quadrado, salientou a relação de dependência entre os registros de inundações e os mapas de susceptibilidade propostos, confirmando a relação de dependência entre os eventos *in loco* e os modelos propostos. No entanto, os dados disponibilizados apresentaram duplicidade de eventos, localização espacial inconsistente e alguns eventos incorretamente registrados no tocante à sua natureza, o que pode gerar resultados imprecisos devido à baixa acurácia dos dados, a limitação do modelo ou até mesmo, a combinação entre eles.

Os modelos propostos podem ser aprimorados mediante a escalas cartográficas de maior detalhe, identificação e hierarquização das sub-bacias hidrográficas de maior ameaça potencial e a inserção de modelos hidrológicos que possibilitem mudanças nos estágios de susceptibilidade em função de previsões meteorológicas regionais e locais.

5. CONCLUSÕES

Diante dos resultados obtidos conclui-se que o mapeamento proposto apresenta resultados satisfatórios nas regiões serrana, sul, costa verde, metropolitana e capital, contudo, subestima as regiões litorânea e norte devido à limitação de escala, o diminuto perfil pluviométrico destas áreas em comparação às regiões serrana e costa verde, além de outros fatores não abordados neste estudo, tais como a influência pluviométrica dos estados limítrofes e o comportamento das marés. Assim, recomendamos que trabalhos posteriores sejam orientados ao estudo do ERJ por Regiões Hidrográficas, o que em tese, minimizaria os problemas de subestimação de regiões do ERJ com expressivos registros de inundações, contudo apresentando baixos estágios operacionais no trabalho cartográfico.

Os decretos de SE no ERJ são convergentes com os meses de maior precipitação pluviométrica que incidem sobre grandes aglomerados urbanos, refletindo a importância de políticas públicas que invistam na minimização dos danos e prejuízos frutos de desastres hidrológicos.

Os resultados demonstram que através do acesso a uma base gratuita de dados e análises relativamente simples, é possível obter informações objetivas para a prevenção de desastres causados por inundações. Com a evolução dos sensores ambientais e dos algoritmos de tratamento de dados, espera-se trabalhos que forneçam maior nível de acurácia e escalas com maior nível de detalhamento, importantes para tomadas de decisão por parte dos gestores públicos.

6. RECOMENDAÇÕES

A fim de dinamizar os processos de respostas ao desastre abordado nesta pesquisa, recomendamos:

- O conhecimento da SUOP e SUBSEDEC deste estudo desenvolvido, a fim de contribuir na elaboração de estratégias junto ao governo do estado para adoção de medidas de redução de risco, assim como o encaminhamento deste documento aos órgãos ambientais, de obras, de planejamento urbano e de governança para adoção de medidas que estes julguem necessárias;
- A distribuição deste relatório ao DGDEC, REDECs e municípios, bem como a todos órgãos afetos, a fim de tomar ciência das ameaças presentes em seu território e sua mudança sazonal, contribuindo para uma gestão de melhor eficiência e eficácia;
- A reavaliação do efetivo nas unidades respondedoras do CBMERJ a fim de proporcionar uma melhor resposta aos desastres com base nas informações apresentadas, com uso de programas de complementação de recursos humanos como: contratações temporárias, Regimes Adicionais de Serviços (RAS), Programa Estadual de Implantação de Serviços de Bombeiro Militar (PROEISBOM) e o levantamento do material disponível em cada unidade militar, a fim de adequar-se a possibilidade de desastres locais;
- O conhecimento deste documento por parte das prefeituras, a fim de serem implantadas junto aos órgãos ambientais, de planejamento urbano, de obras e correlatas medidas estruturais, visando a correção e/ou prevenção dos problemas decorrentes de inundações, e não estruturais com objetivo de desenvolver e organizar a ocupação territorial, o comportamento de consumo e descarte de resíduos da população e as atividades econômicas;
- A utilização deste documento nos planos de contingência municipais, a fim de estabelecer procedimentos a serem adotados pelos órgãos envolvidos direta ou indiretamente na resposta a emergências e desastres relacionados a eventos de inundação, assim como a aquisição dos recursos necessários para uma resposta mais eficaz e eficiente frente a estimativa de uma população afetada;
- O aperfeiçoamento deste trabalho por intermédio dos gestores municipais através da elaboração de mapeamentos locais, com melhor resolução espacial e escalas adequadas às tomadas de decisão municipais para redução dos riscos. Aliado a uma cartografia de maior acurácia, destacando-se a importância do cadastro das

ocorrências pretéritas e a posterior disponibilidade dos resultados em plataformas digitais a fim dinamizar as ações de preparação e resposta por parte das autoridades municipais;

- O cadastro contínuo das ocorrências de inundação na plataforma federal S2iD, mesmo na ausência de decretos de SE e ECP e no Programa de Registro de Ocorrências em Defesa Civil (PRODEC), a fim de contribuir no aperfeiçoamento de múltiplas pesquisas na temática dos desastres;
- O georreferenciamento anual de abrigos temporários, assim como o estabelecimento de postos de coleta e distribuição de materiais de pronta resposta aos diferentes níveis de desastres locais;
- A aplicação desta metodologia a municípios sinalizados com alta criticidade através de dados de maior acurácia e outros fatores condicionantes não elencados nesta pesquisa, a fim de atualizar os resultados expostos.

Por fim, deseja-se que o presente estudo possa subsidiar demais pesquisas e projetos no Estado do Rio de Janeiro, voltados para os desastres de inundações, tendo em vista a sua relevância pelo grande número de ocorrências e pelos danos e prejuízos que eles acarretam.

7. BIBLIOGRAFIA

ABDALA, V. Bairro de São Gonçalo ainda está alagado e 280 pessoas estão desabrigadas. (2016). Disponível em: <<http://agenciabrasil.etc.com.br/geral/noticia/2016-03/bairro-de-sao-goncalo-ainda-esta-alagado-e-280-pessoas-estao-desabrigadas>>. Acesso em: 09 jan. 2020.

ABREU, M. A. A Cidade e os Temporais: uma relação antiga. In: ROSA, Luiz Pinguelli; LACERDA, Willy Alvarenga. **Tormentas Cariocas**. Rio de Janeiro: Coppe/ufrrj, 2007. p. 1-162.

ALMEIDA, W. S., CARVALHO, D. F., PANACHUKI, E., VALIM, W. C., RODRIGUES, S. A., & VARELLA, C. A. A. (2016). **Erosão hídrica em diferentes sistemas de cultivo e níveis de cobertura do solo**. Pesquisa Agropecuária Brasileira, 51(9), 1110-1119.

AMARAL, R.; RIBEIRO, R. R. Inundações e Enchentes. In: TOMINAGA, Lídia Keiko; SANTORO, Jair; AMARAL, Rosângela do. **Desastres Naturais: Conhecer para Prevenir**. 3. ed. São Paulo: Instituto Geológico, 2015. Cap. 3. p. 41-52.

CAMARGO, L. D. S., DA SILVA, R. W., DO AMARAL, S. S., DA SILVA, A. P., FERRELI, T., & DA SILVA, M. P. D. (2019). **Mapeamento de Áreas Susceptíveis a Incêndios Florestais do Município de Petrópolis-RJ**. Anuário do Instituto de Geociências, 42(1), 630-641.

CLEMENTE, S. S.; OLIVEIRA JÚNIOR, J.F.; LOUZADA, M. A. P. **Focos de Calor na Mata Atlântica do Estado do Rio de Janeiro**. (2017). Revista Brasileira de Meteorologia, São Paulo, 32(4), 669-677.

CASTRO, L. N.; FERRARI, D. G. **Introdução a mineração de dados: conceitos básicos, algoritmos e aplicações**. São Paulo: Saraiva, 2016. 652 p.

COSTA, A. J. S. T.; SILVA CONCEIÇÃO, R.; OLIVEIRA AMANTE, F. (2018). **As enchentes urbanas e o crescimento da cidade do Rio de Janeiro: estudos em direção a uma cartografia das enchentes urbanas**. Geo UERJ, 32 (2), 1-25.

COSTA, H. G. **Introdução ao método de análise hierárquica: análise multicritério no auxílio à decisão**. Niterói: H.G.C., 2002

DERECZYNSKI, C. P.; CALADO, R. N.; BARROS, A. B. (2017). **Extreme Rainfall in The City of Rio de Janeiro: History from the 19th Century**. Anuário do Instituto de Geociências, 40(2), 17 -30.

EM-DAT Emergency Database. OFDA/CRED – The Office of US Foreign Disaster Assistance/ Centre for Research on the Epidemiology of Disasters – Université Catholique de Louvain, Brussels, Belgium. Disponível em: [http://www.emdat.be/ Database](http://www.emdat.be/Database). Acesso em janeiro de 2020.

FÁVERO, L. P.; BELFIORE, P. **Manual de Análise de Dados**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2017. 817 p.

FERREIRA, L. C. “Pior enchente” do Rio de Janeiro completa 50 anos. 2016. Disponível em: <<http://www.ebc.com.br/noticias/meio-ambiente/2015/12/pior-enchente-do-rio-de-janeiro-completa-50-anos>>. Acesso em: 27 jan. 2020.

FERREIRA, M. C. **Iniciação à análise geoespacial: teoria, técnicas e exemplos para geoprocessamento**. São Paulo: Unesp, 2014. 337 p.

FICK, S. E., & HIJMANS, R. J. (2017). **WorldClim 2: new 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas**. International journal of climatology, 37(12), 4302-4315.

FRANCKE, T., BARONI, G., BROSINSKY, A., FÖRSTER, S., LÓPEZ-TARAZÓN, J. A., SOMMERER, E., BRONSTERT, A. (2018): **What Did Really Improve Our Mesoscale Hydrological Model? A Multidimensional Analysis Based on Real Observations**. - *Water Resources Research*, 54 (11), 8594 - 8612.

GIGOVIĆ, L., PAMUČAR, D., BAJIĆ, Z., & DROBNJAK, S.(2017). **Application of GIS-Interval Rough AHP Methodology for Flood Hazard Mapping in Urban Areas**. *Water*, 9 (6), 360-386.

GRIMLEY, L. E. **"Urban and rural flood forecasting: a case study of a small town in Iowa."** MS (Master of Science) thesis, University of Iowa, 2017.

LEITE, A. F. **Estruturas hidráulicas, gestão dos recursos hídricos e desastres relacionados à água na região do baixo rio Paraíba do Sul (estado do Rio de Janeiro): Uma análise fundamentada no desastre deflagrado pela inundação de 2007.** *Ambientes: Revista de Geografia e Ecologia Política*, 1(1), 146.

K, M.; MENDONÇA, M.; MORENO, D. A.; MARCELINO, I. P. V. O.; MARCELINO, E. V.; GONÇALVES, E. F. & RUDORFF, F. D. M. (2006). *Prevenção de desastres naturais: conceitos básicos.* Curitiba: Organic Trading.

MANTOVANI, J., & BACANI, V. (2018). **Uma proposta metodológica de mapeamento de áreas suscetíveis à inundação e/ou alagamento, na bacia hidrográfica do córrego Indaiá-MS.** *GEOUSP Espaço E Tempo (Online)*, 22(3), 687- 706.

MIGUEL, F. R. M., VIEIRA, S. R., & GREGO, C. R. (2010). **Variabilidade espacial da infiltração de água em solo sob pastagem em função da intensidade de pisoteio.** *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 44(11), 1513-1519.

MINISTÉRIO DAS CIDADES / INSTITUTO DE PESQUISAS TECNOLÓGICAS – IPT – **Mapeamento de riscos em encostas e margens de rios.** Brasília: Ministério das Cidades; Instituto de Pesquisas Tecnológicas – IPT, 2007. 176 p.

NEVES, L. V., DE DEUS, L. A. B., JÚNIOR, A. C. D. S. O., & DO COUTO FERNANDES, M. (2019). **Mudanças de Uso e Cobertura da Terra e Áreas Suscetíveis à Inundação–Estudo de Caso do Município de Duque de Caxias/RJ.** *Revista do Departamento de Geografia*, 37 (1), 30-43.

OLIVEIRA, J.S.; AQUINO, G. M. H. & FREITAS, M.A.V. (2019) **Assessment of the Demarcation Method for Federal Riverine and Accreted Lands: Case Study of the Rio De Janeiro State Section of the South Paraíba River.** *Journal of Water Resource and Protection*, 11, 1313-1326.

OUMA, Y & TATEISHI, R. (2014). **Urban Flood Vulnerability and Risk Mapping Using Integrated Multi-Parametric AHP and GIS: Methodological Overview and Case Study Assessment.** *Water*, 6 (1), 1515-1545.

PEREIRA, M. D. R., & DE CRISTO, S. S. V. (2018). **Análise da susceptibilidade a inundação na bacia hidrográfica do córrego São João, porto nacional-To.** *Revista Interface (Porto Nacional)*, 16 (1), 82-96.

REGO, L. F. G. (2017). **Uso do geoprocessamento como subsídio à análise de danos ambientais e urbanos: geração dos mapas de potencial de impacto de inundação em caso de rompimento da UHE Santa Branca.** Doctoral dissertation, PUC-Rio.

SAATY, T. L. (1990). **How to make a decision: the analytic hierarchy process.** *European journal of operational research*, 48(1), 9-26.

SANZANA, P., GIRONÁS, J., BRAUD, I., BRANGER, F., RODRIGUEZ, F., VARGAS, X. & JANKOWFSKY. (2017). **A GIS-based urban and peri-urban landscape representation toolbox for hydrological distributed modeling.** *Environmental Modelling & Software*, 91(1),168-185.

SARTORI, A., LOMBARDI NETO, F., & GENOVEZ, A. M. (2005). **Classificação hidrológica de solos brasileiros para a estimativa da chuva excedente com o método do Serviço de Conservação do Solo dos Estados Unidos Parte 1: Classificação.** *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, 10(4), 05-18.

SAVAGE, J. T. S., PIANOSI, F., BATES, P., FREER, J., & WAGENER, T. (2016). **Quantifying the importance of spatial resolution and other factors through global sensitivity analysis of a flood inundation model,** *Water Resour. Res.*, 52 (1), 9146–9163.

SELUCHHI, M. E.; BEU, C. M. L.; ANDRADE, K. M. (2016). **Características das frentes frias com potencial para provocar chuvas intensas na região Serrana do Rio de Janeiro.** *Revista Brasileira de Climatologia*, 18(12), 361-376.

SVETLANA, D.; RADOVAN, D.; JÁN, D. (2015). **The Economic Impact of Floods and their Importance in Different Regions of the World with Emphasis on Europe.** Procedia Economics And Finance, 34(1), p.649-655.

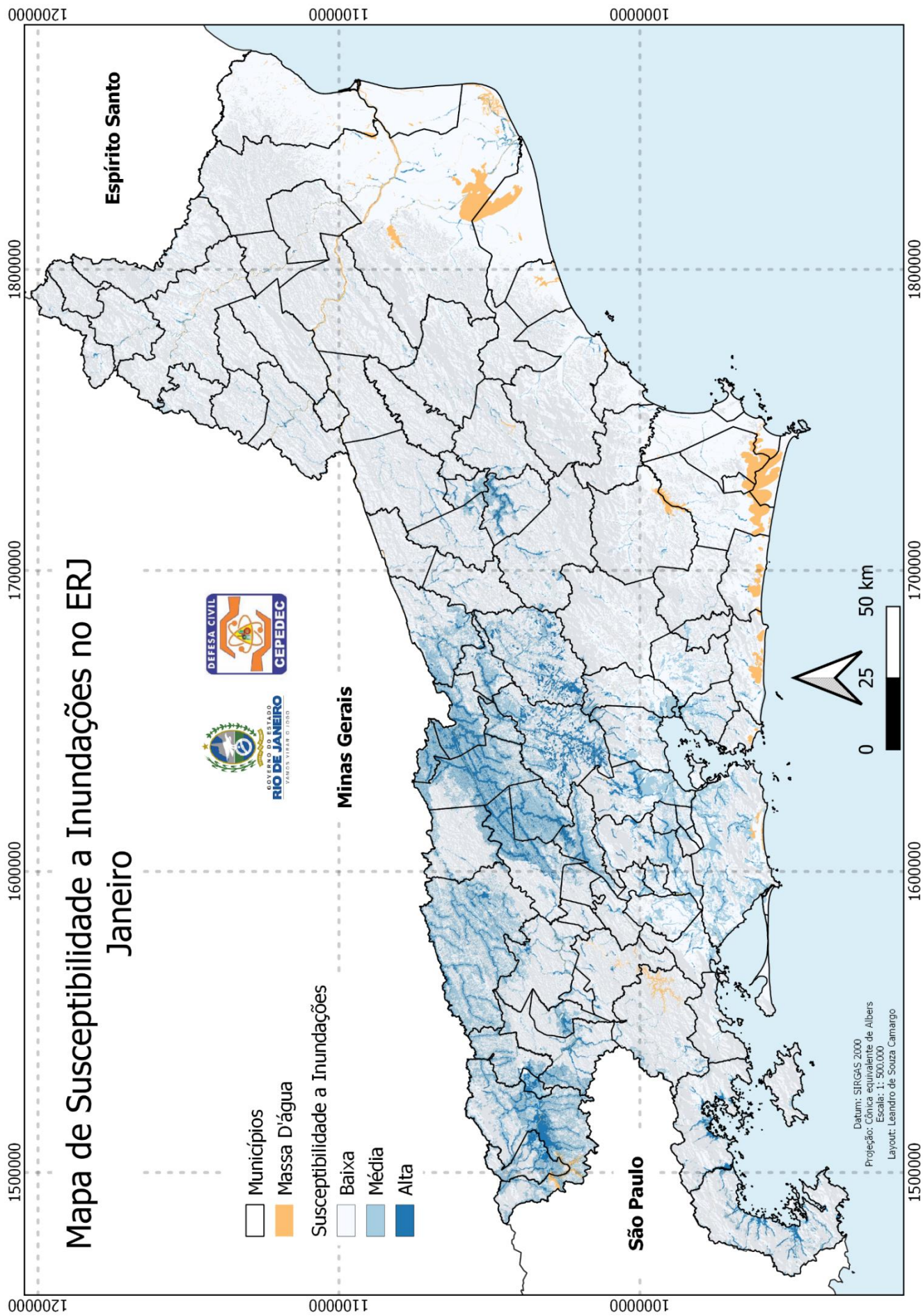
8. APÊNDICES

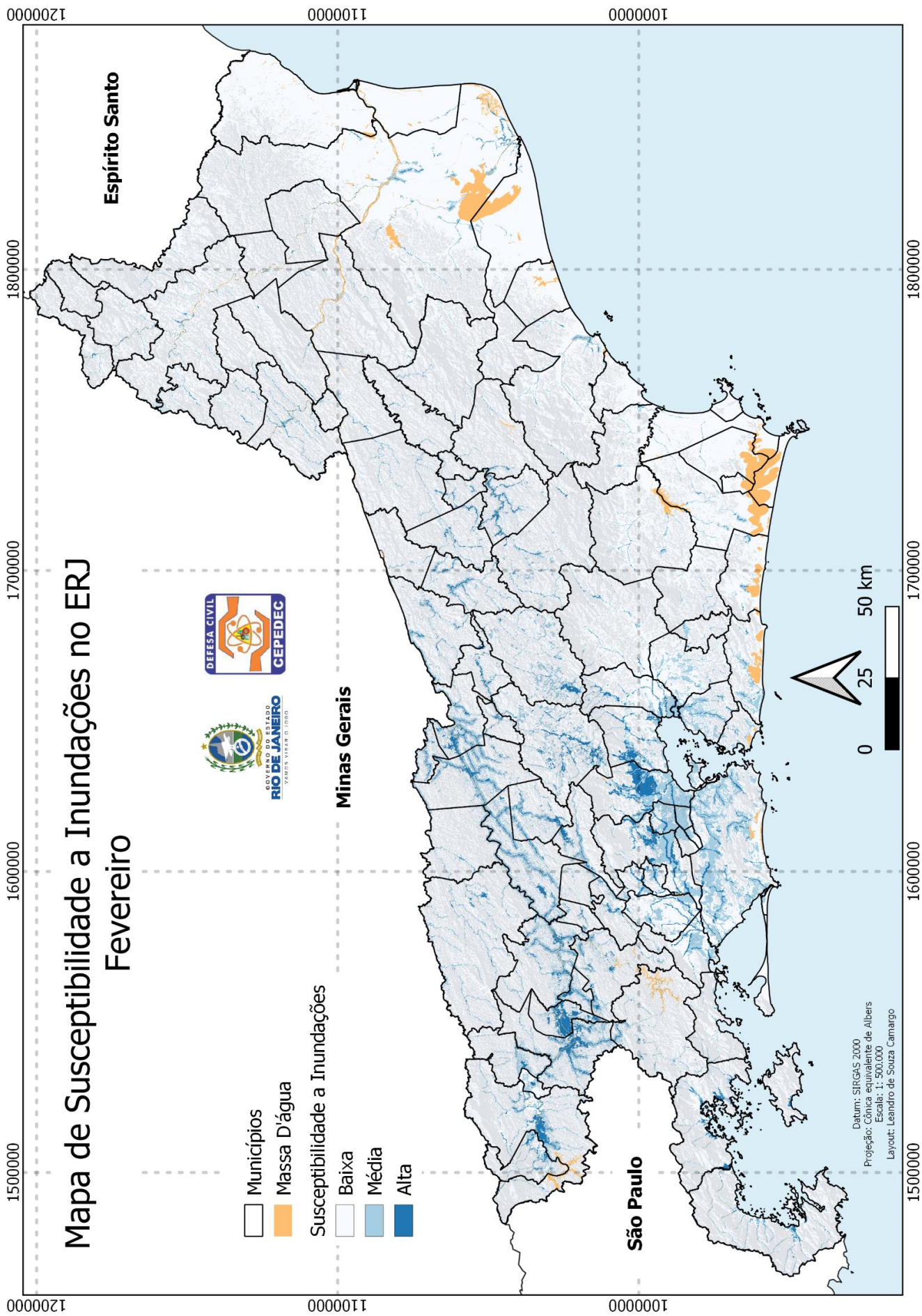
Os apêndices estão organizados em seis resultados:

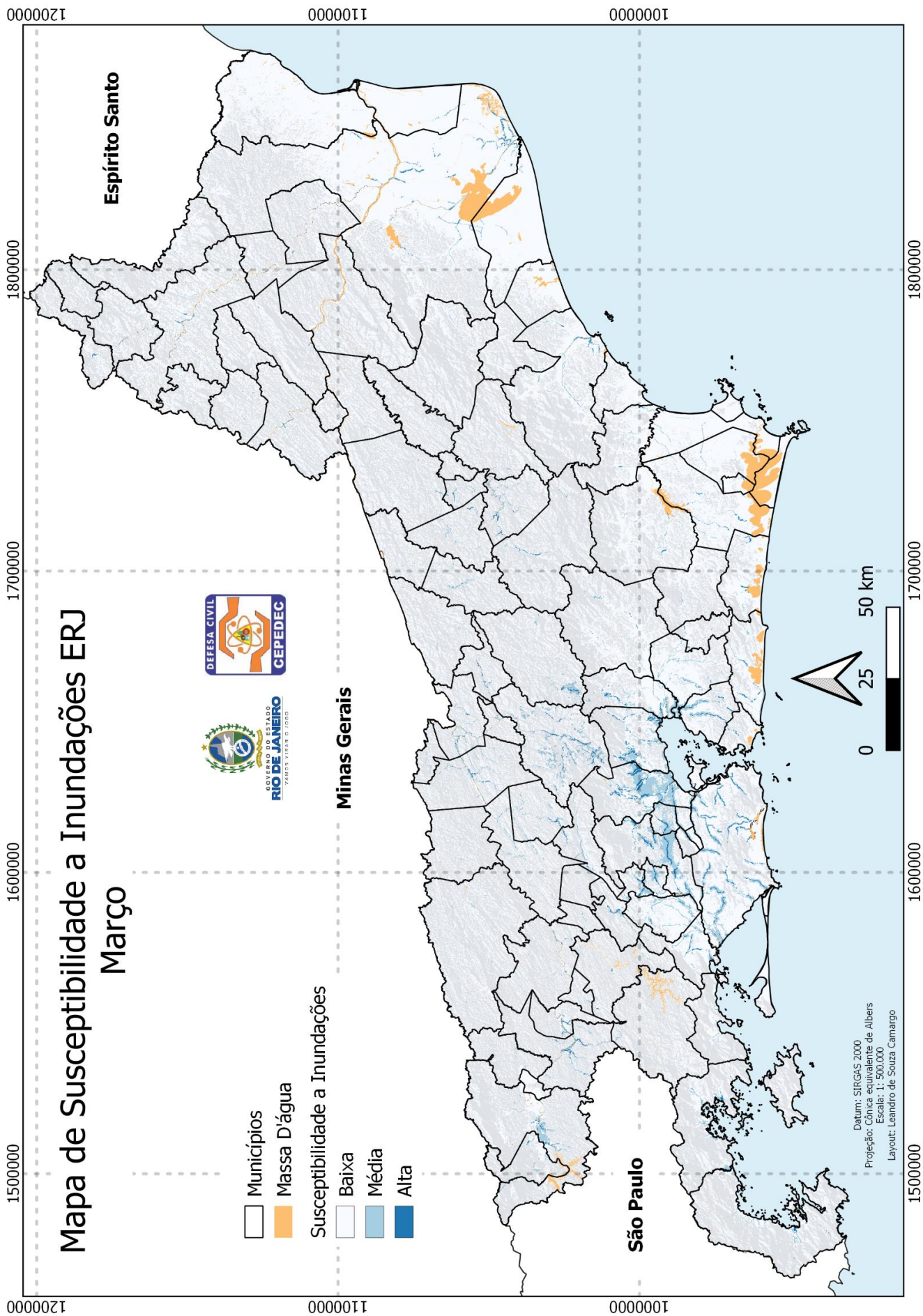
- Mapas de susceptibilidade a inundações entre os meses de Janeiro e Dezembro;
- Mapas de estimativa anual, em valores absolutos e percentuais, da população afetada por inundações no ERJ
- Mapas de estimativa mensal, em valores absolutos, da população afetada por inundações no ERJ;
- Mapa de estimativa mensal, em valores percentuais, da população afetada no ERJ;
- Estimativa mensal, separada por REDECs, das áreas(Km²) afetadas por inundações no ERJ;
- Estimativa mensal, separada por REDECs, da população afetada por inundações no ERJ;
- Estimativa mensal, separada por REDECs, da população afetada por inundações no ERJ em valores percentuais.

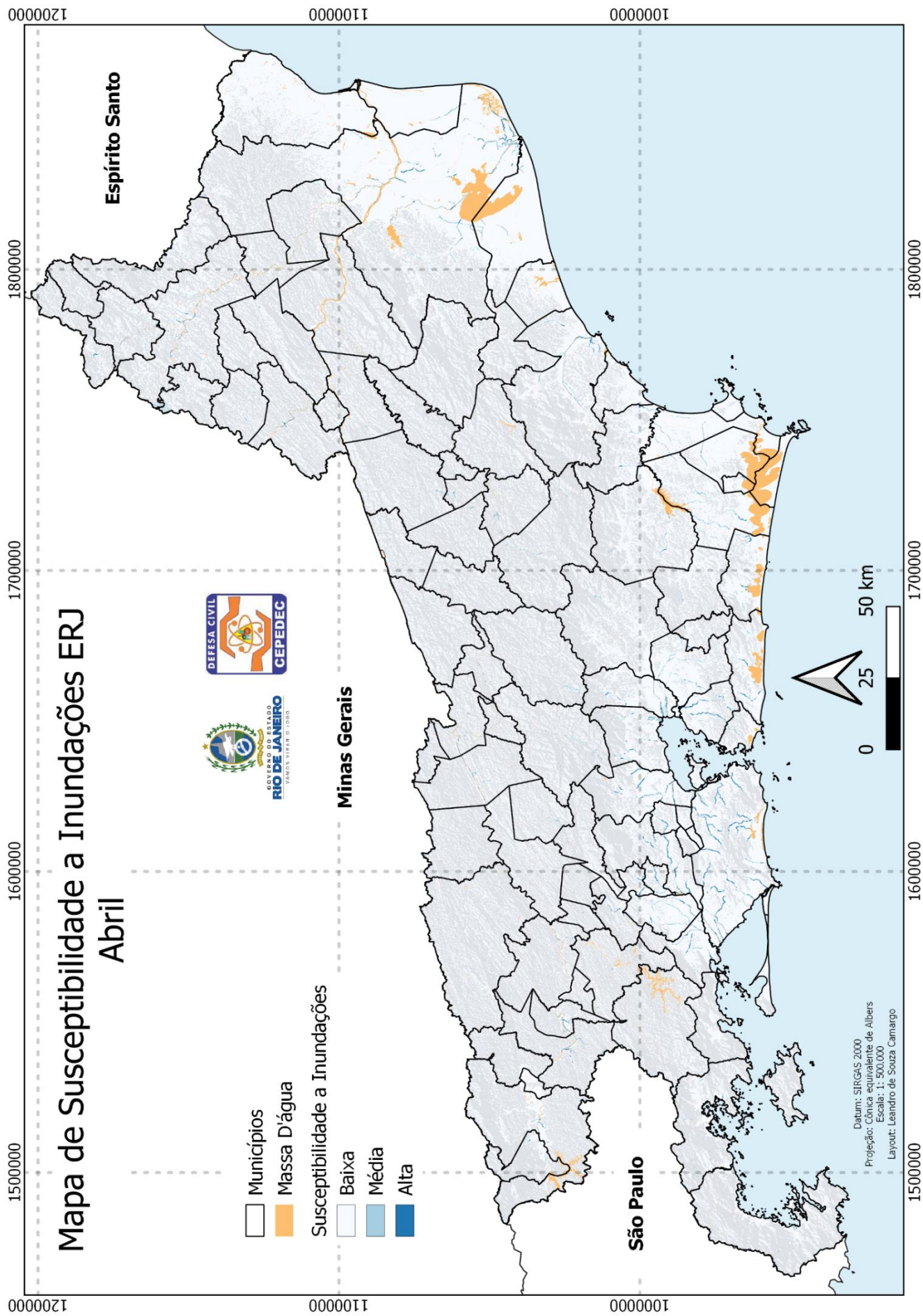
**Mapas de susceptibilidade a inundações entre os
meses de Janeiro a Dezembro**

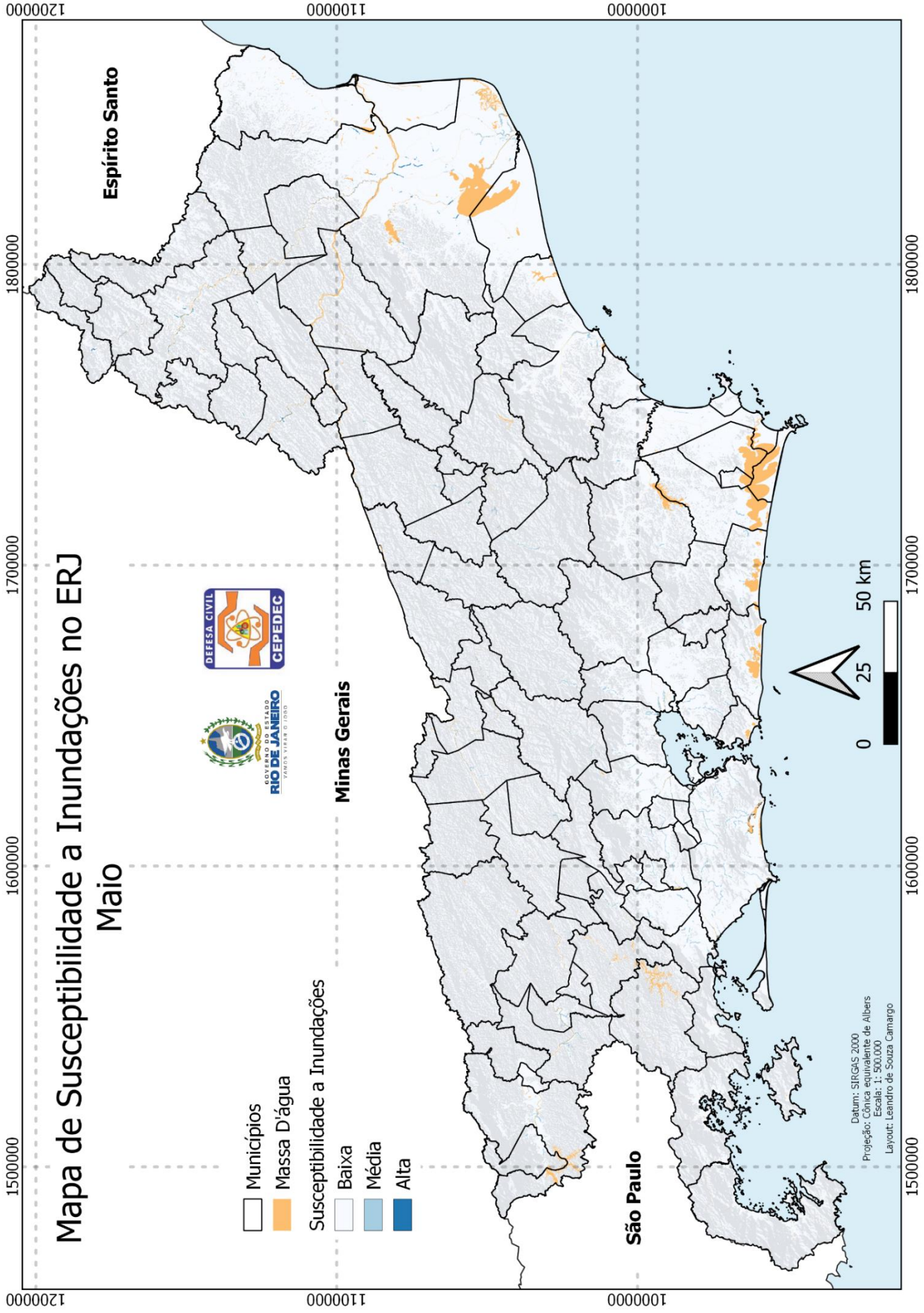


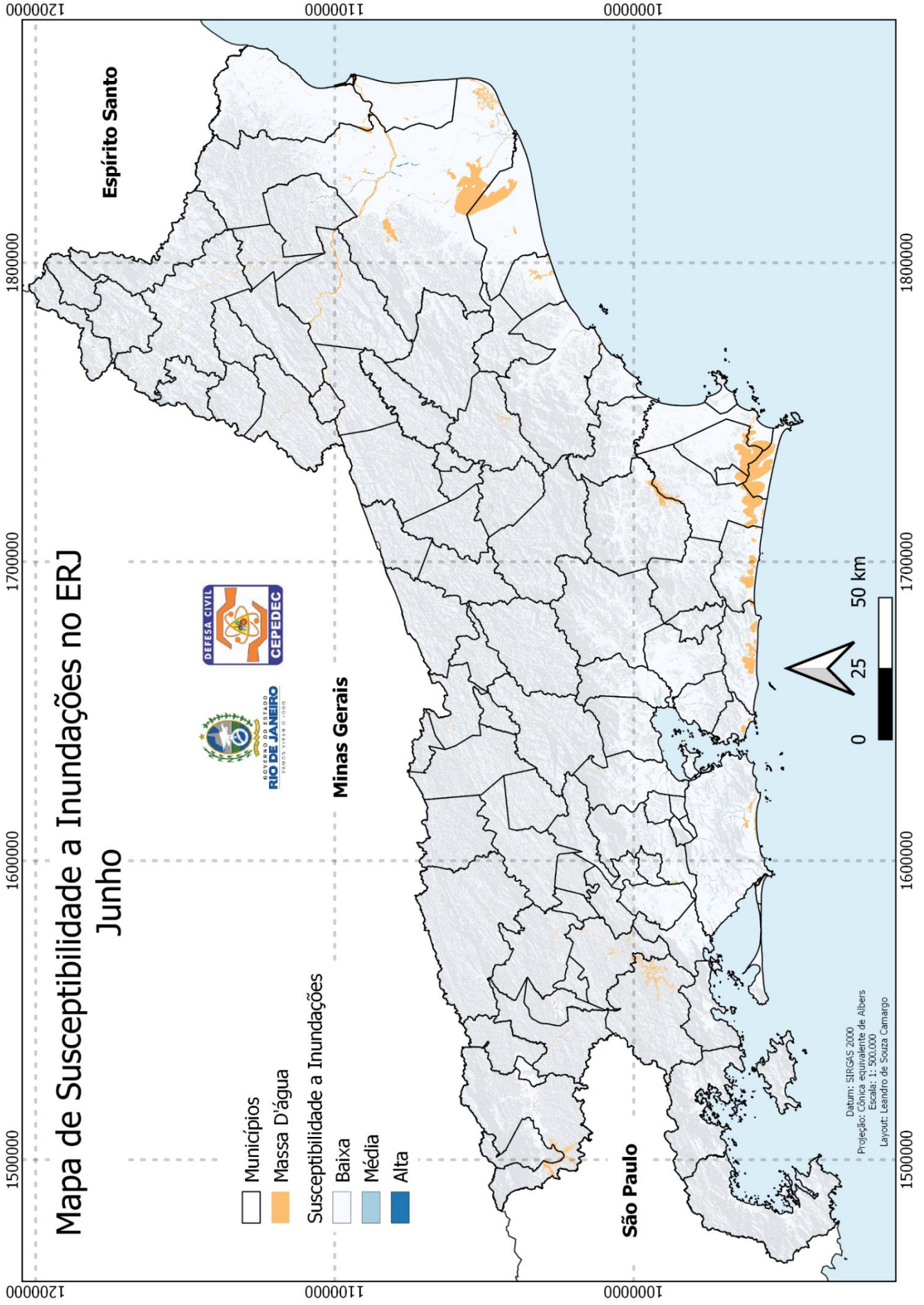


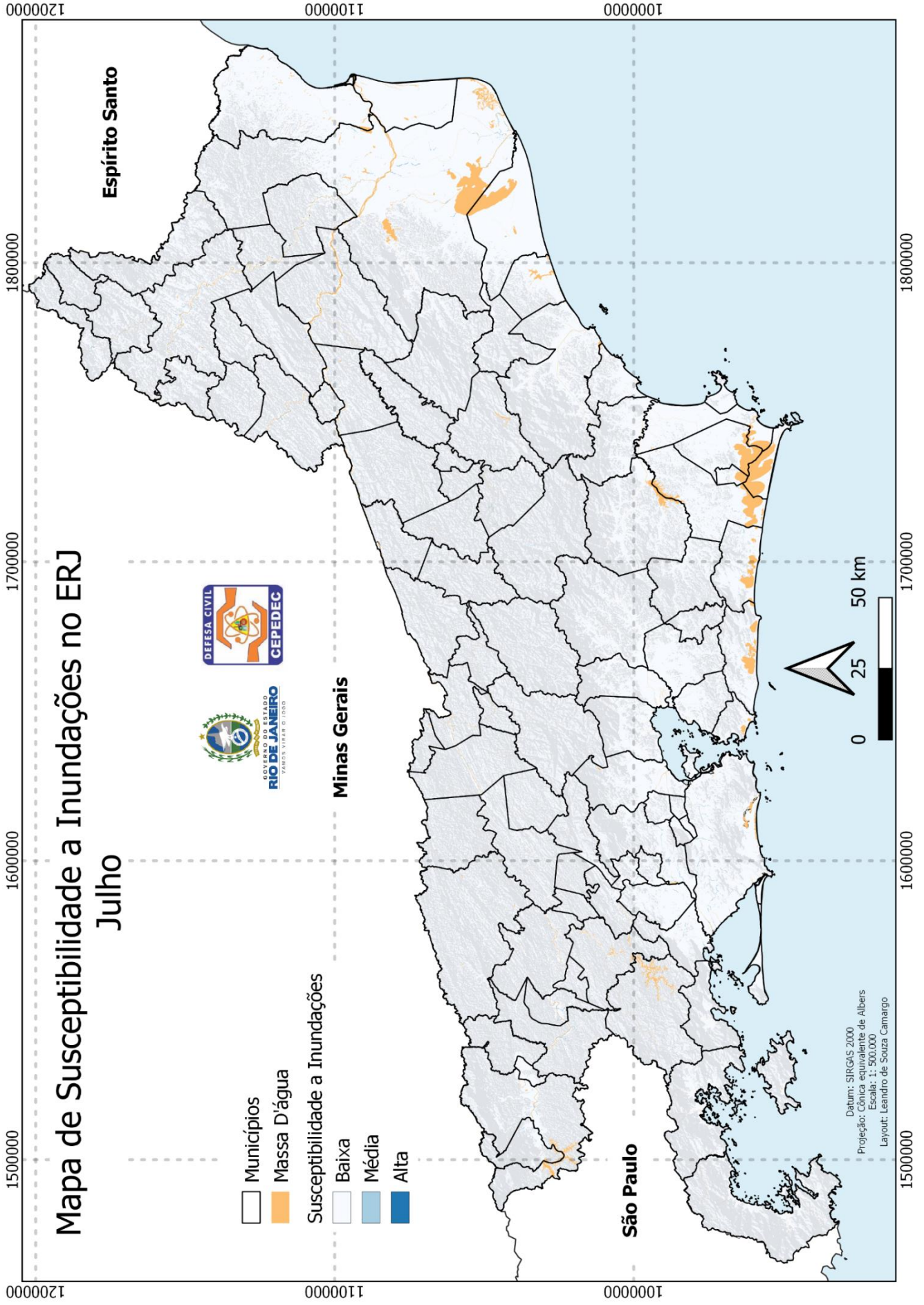


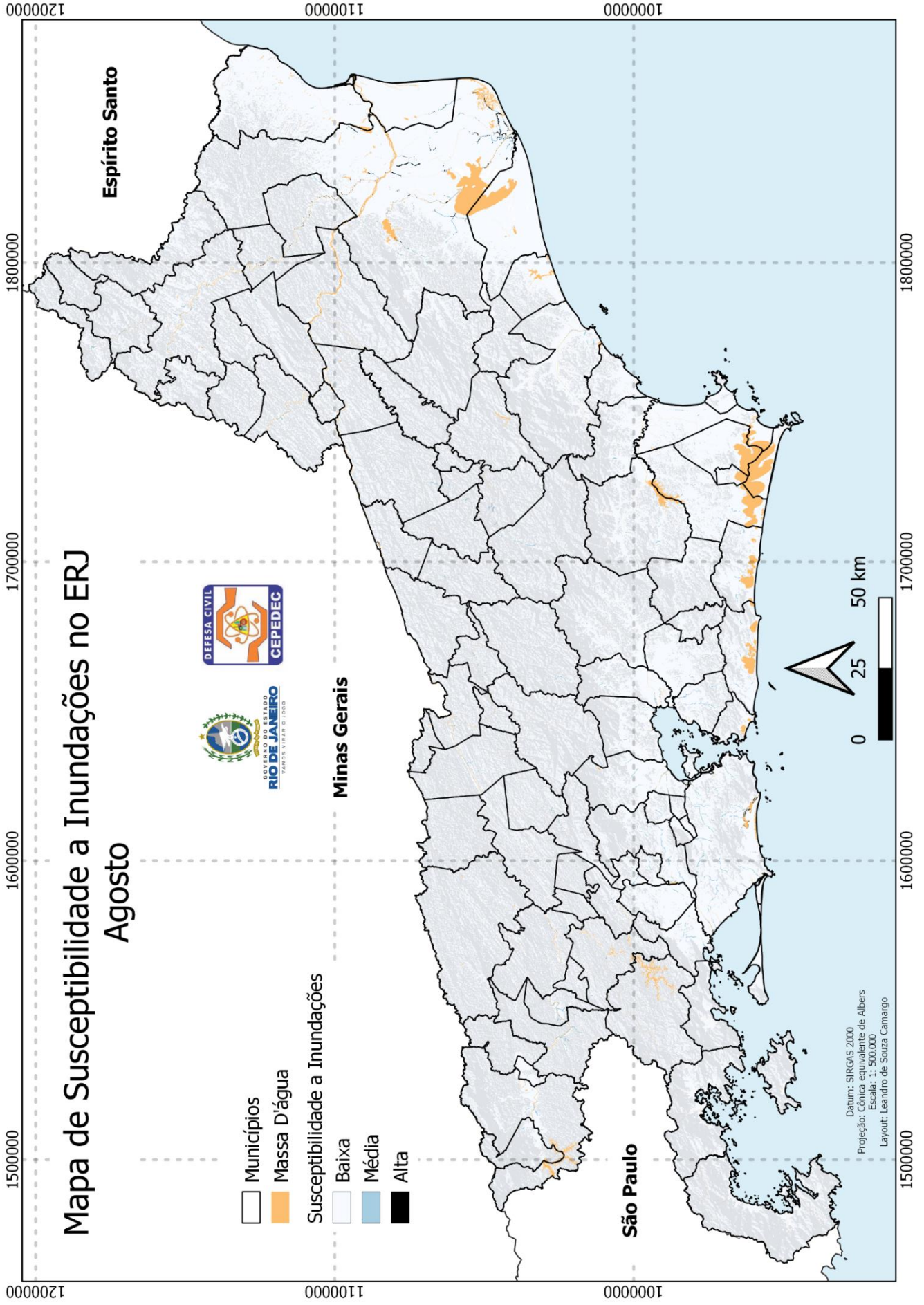


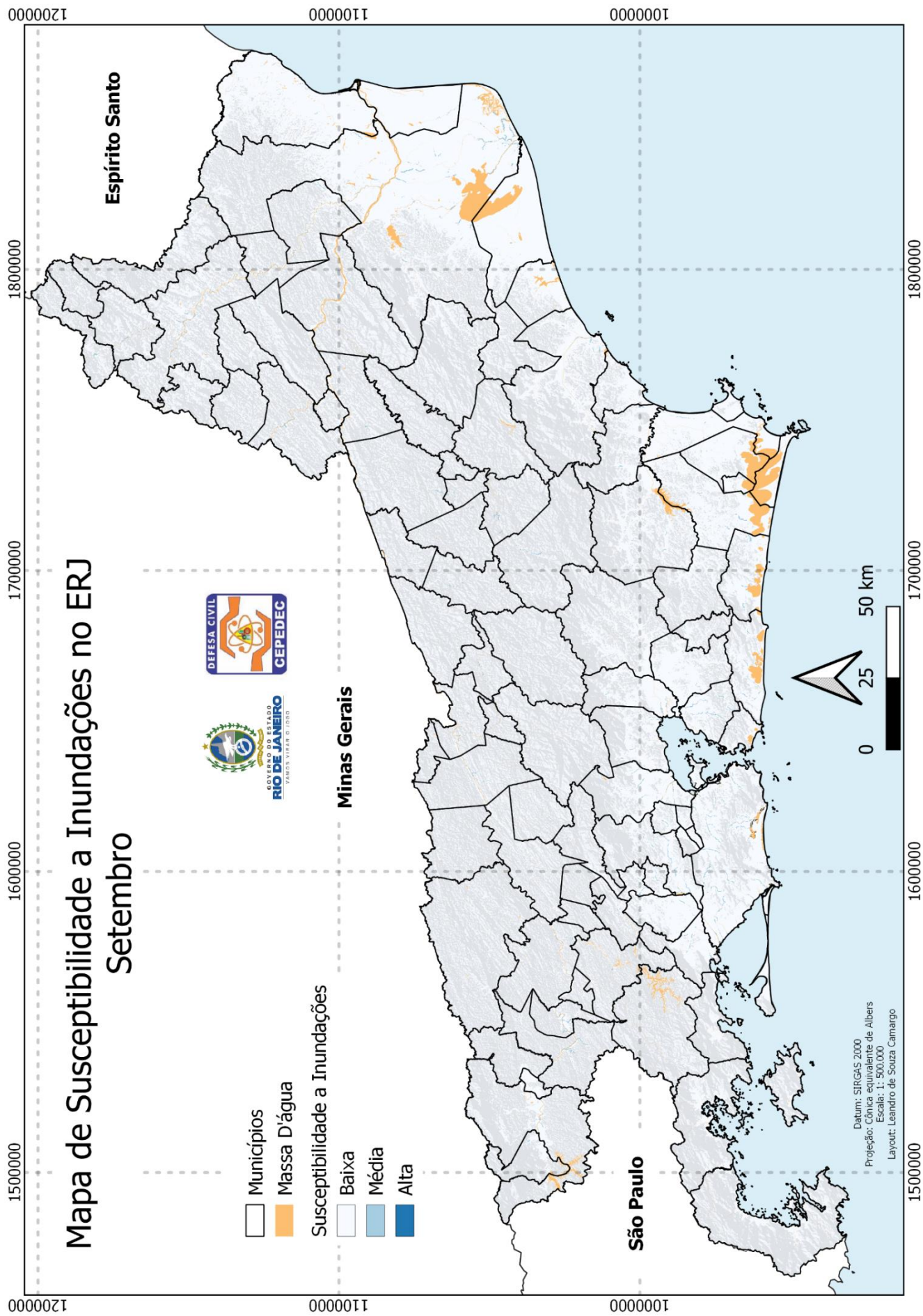


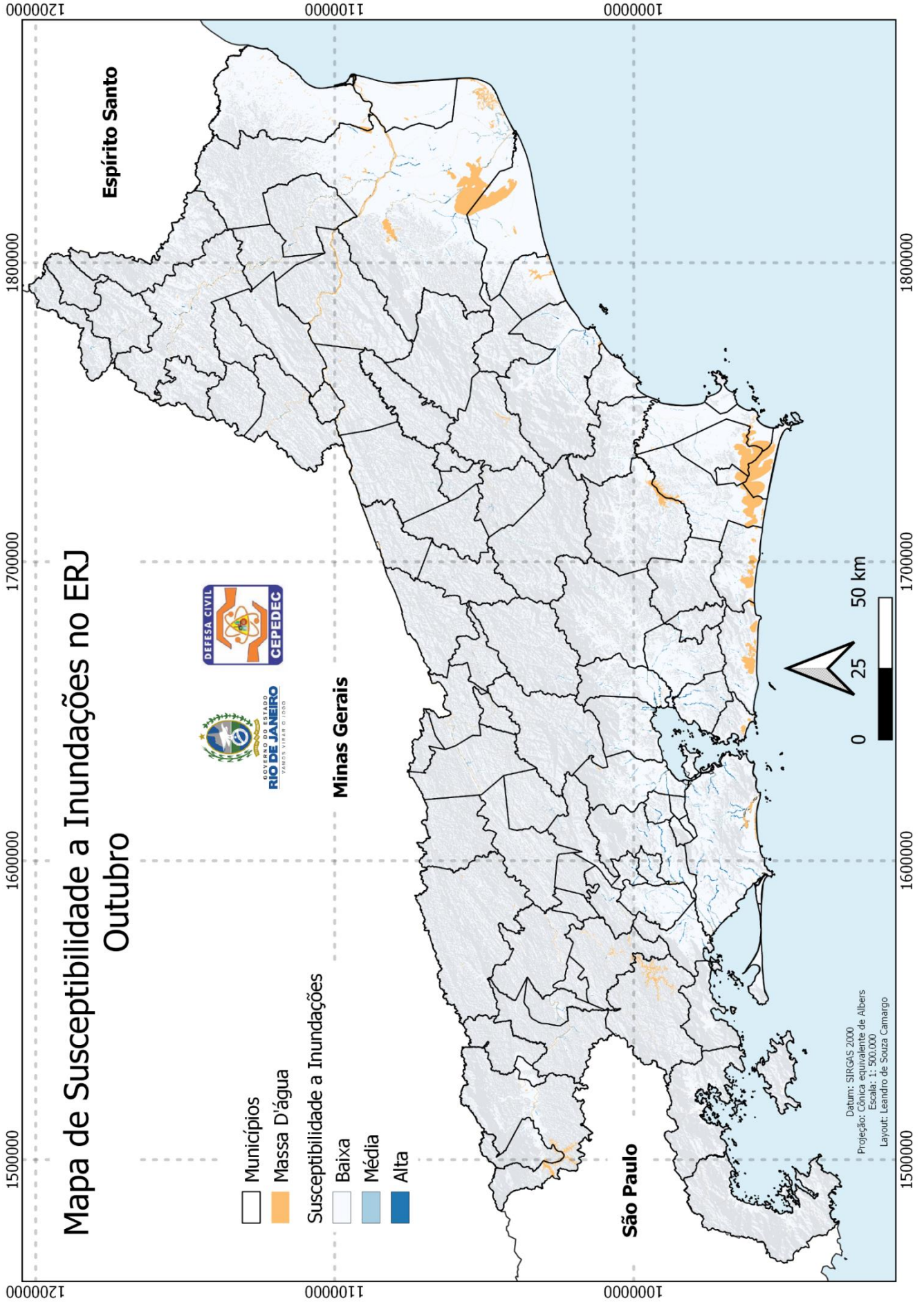


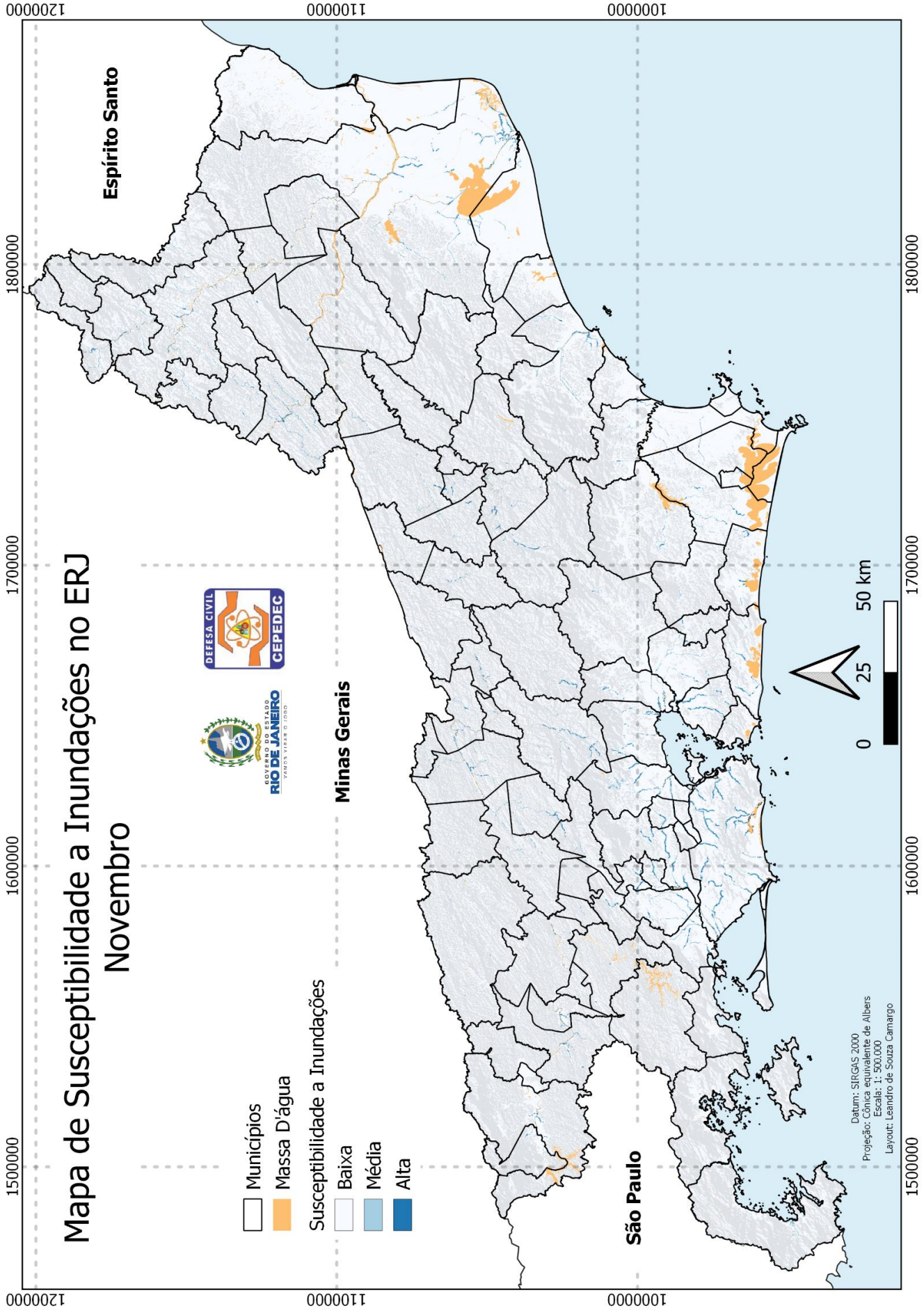


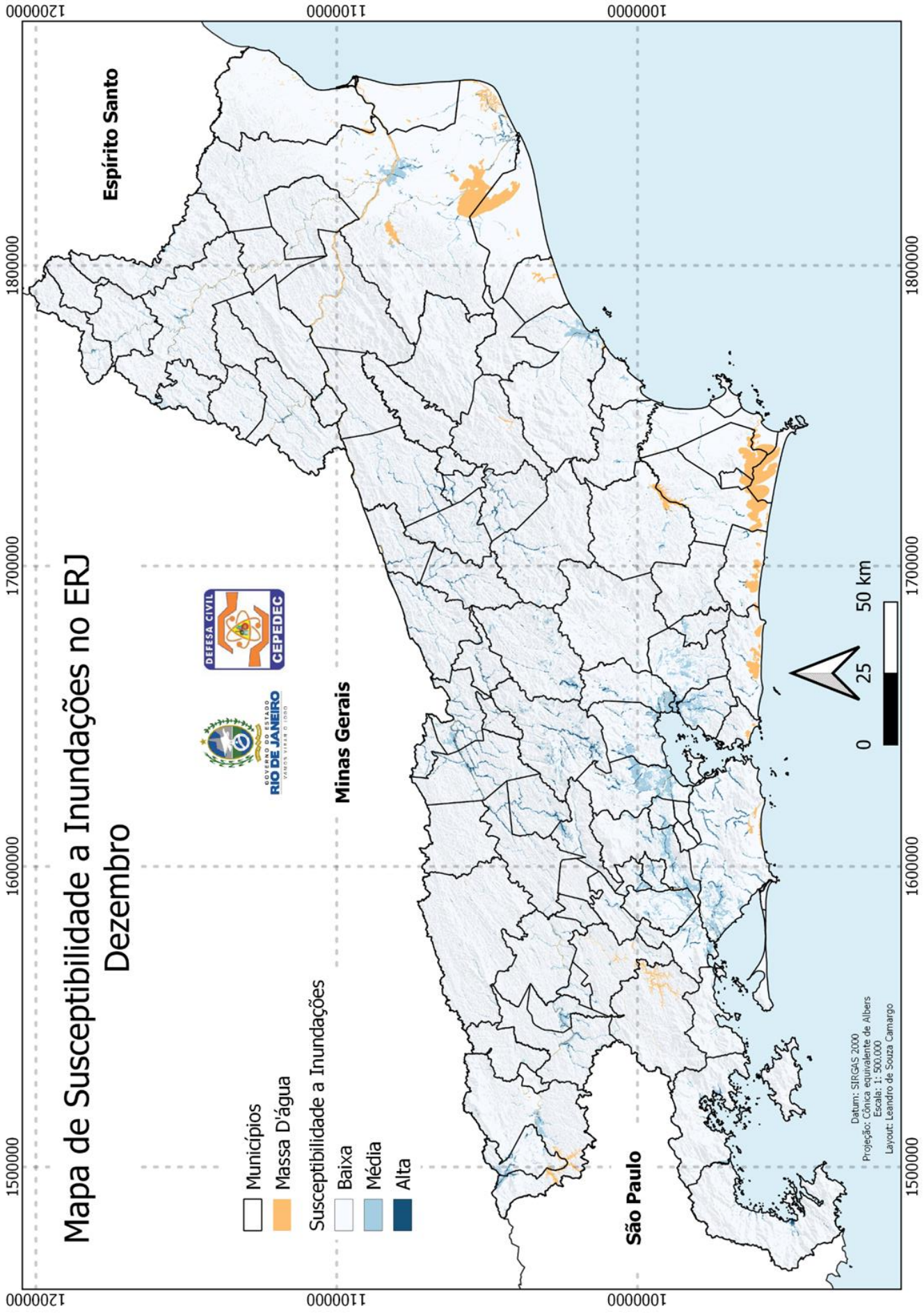






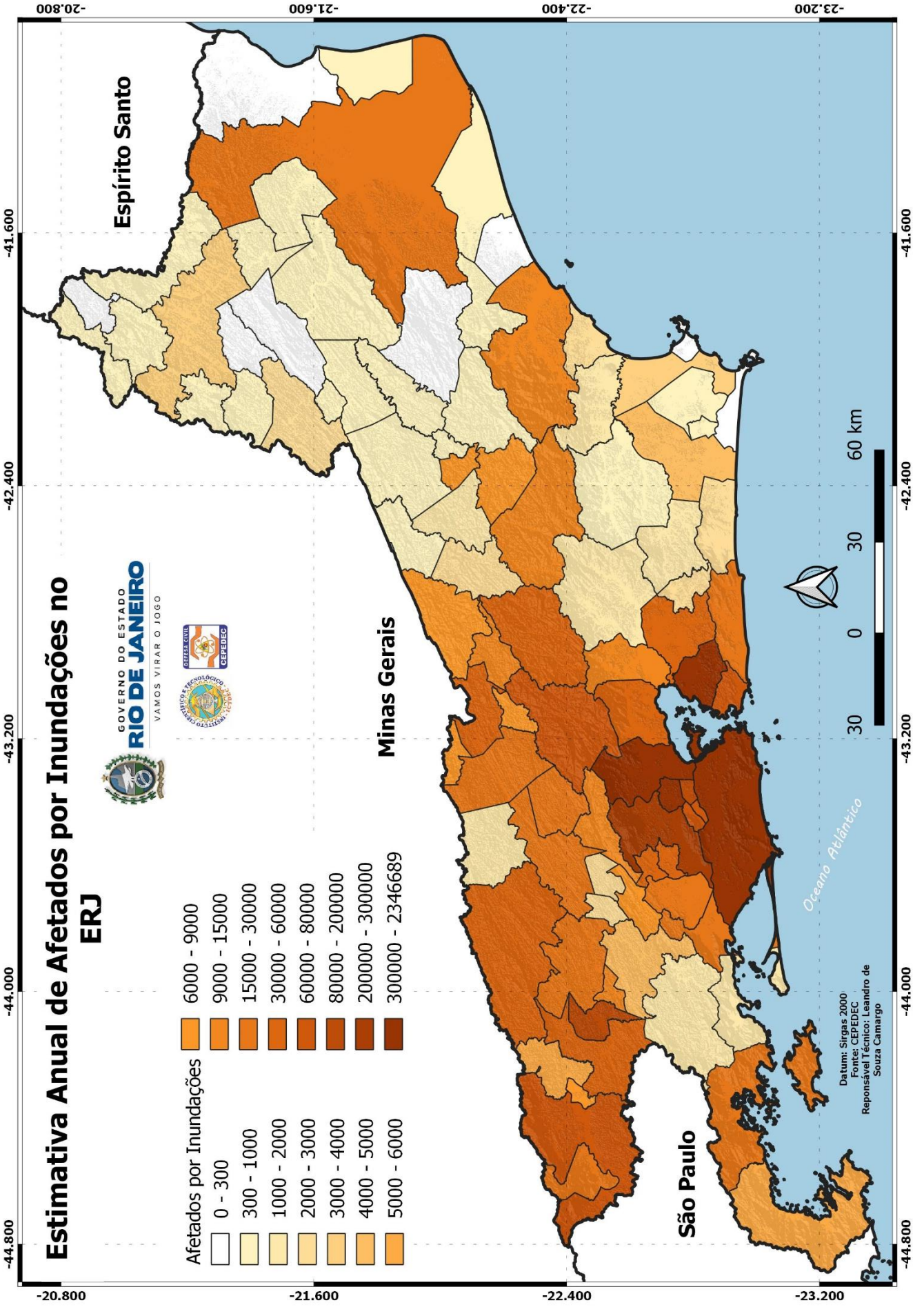


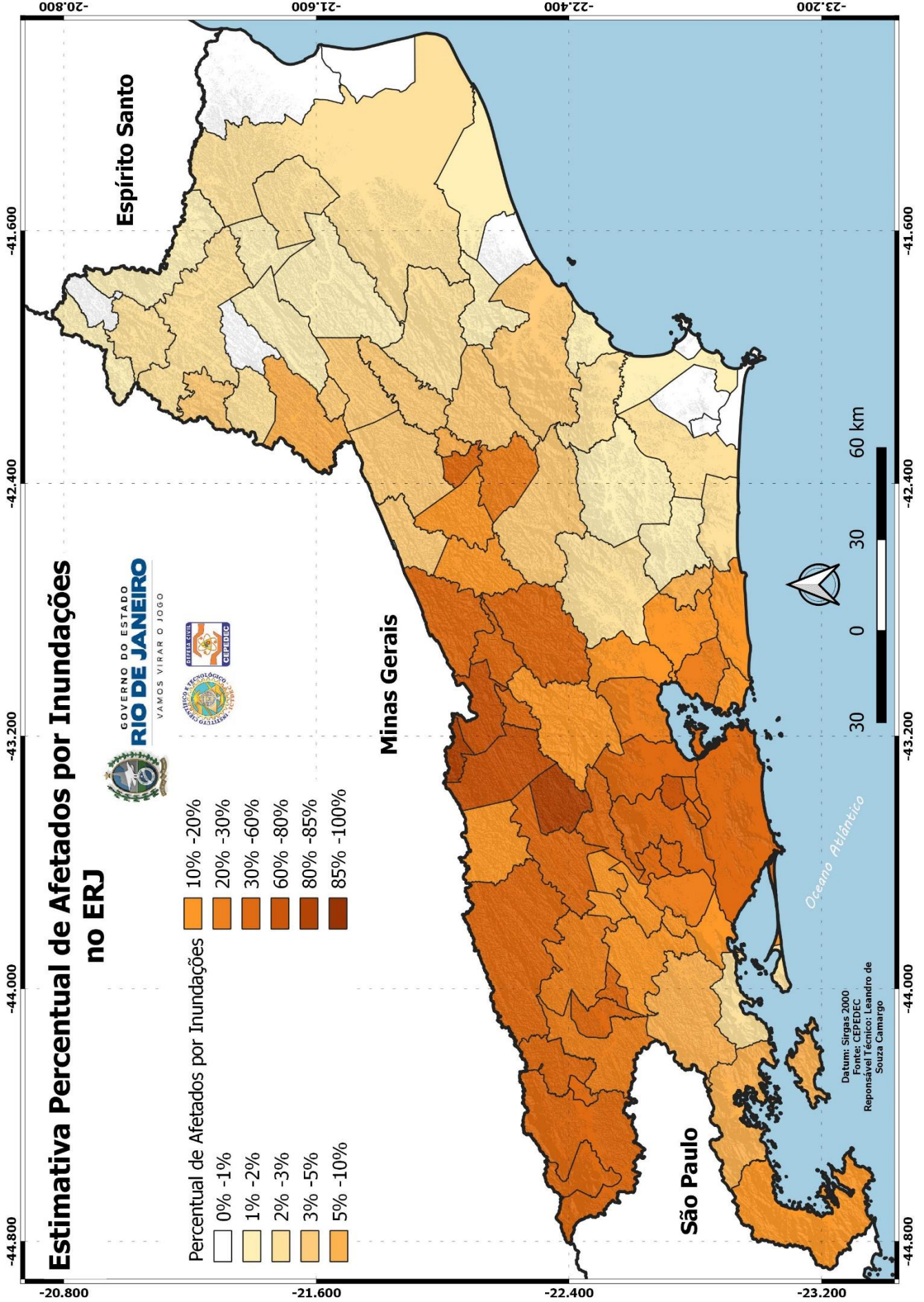




Mapas de estimativa anual, em valores absolutos e percentuais, da população afetada por inundações no ERJ

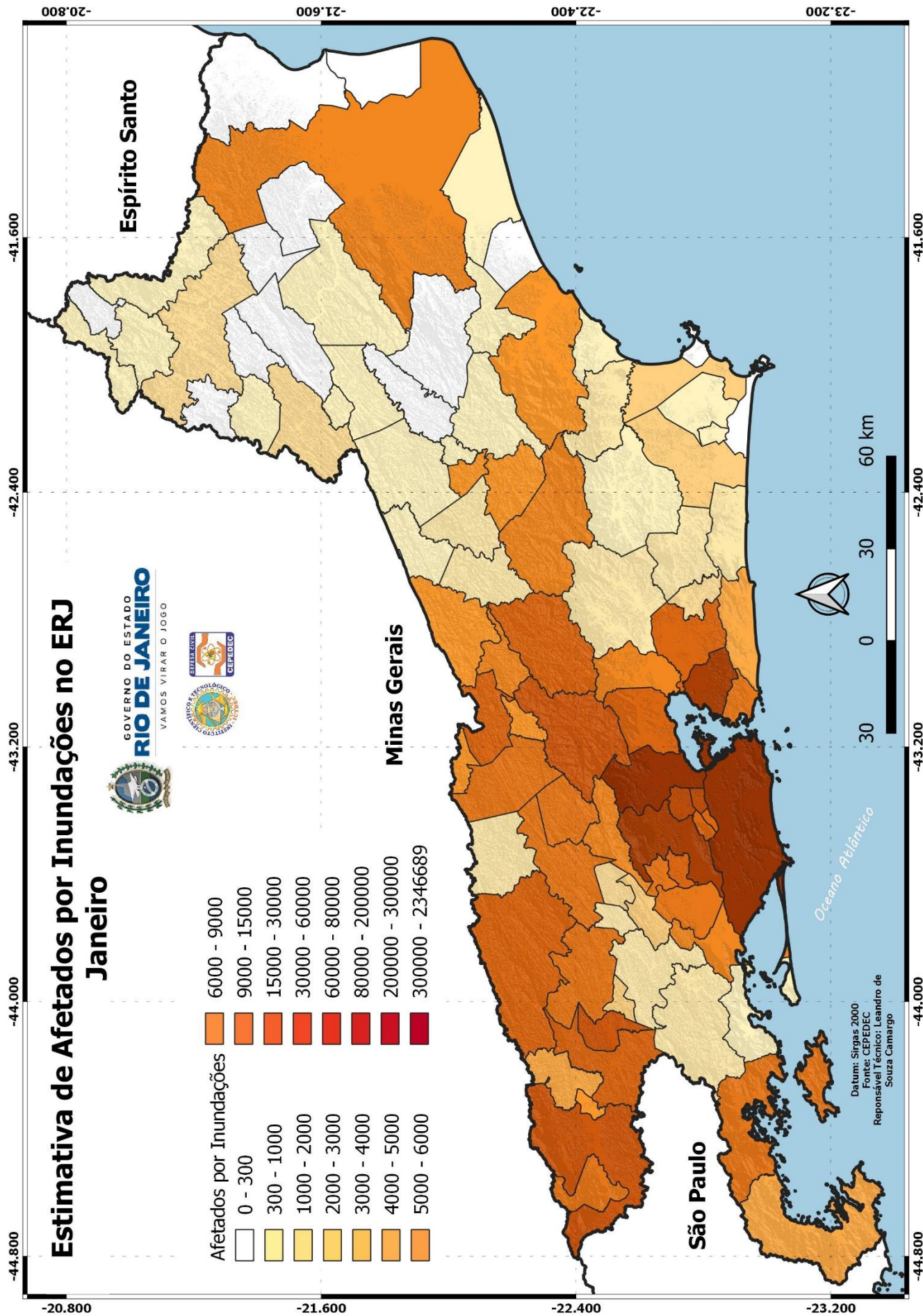


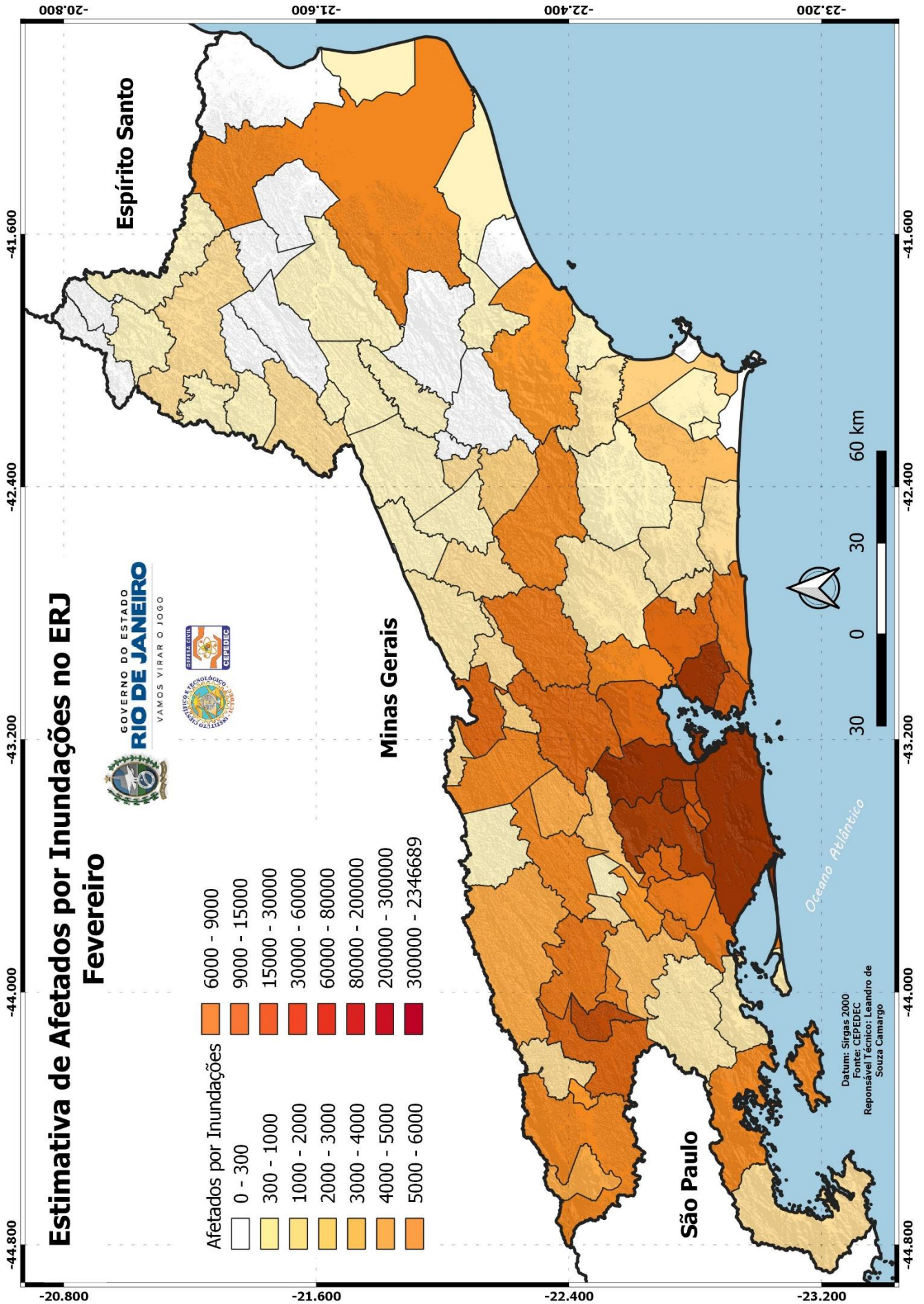


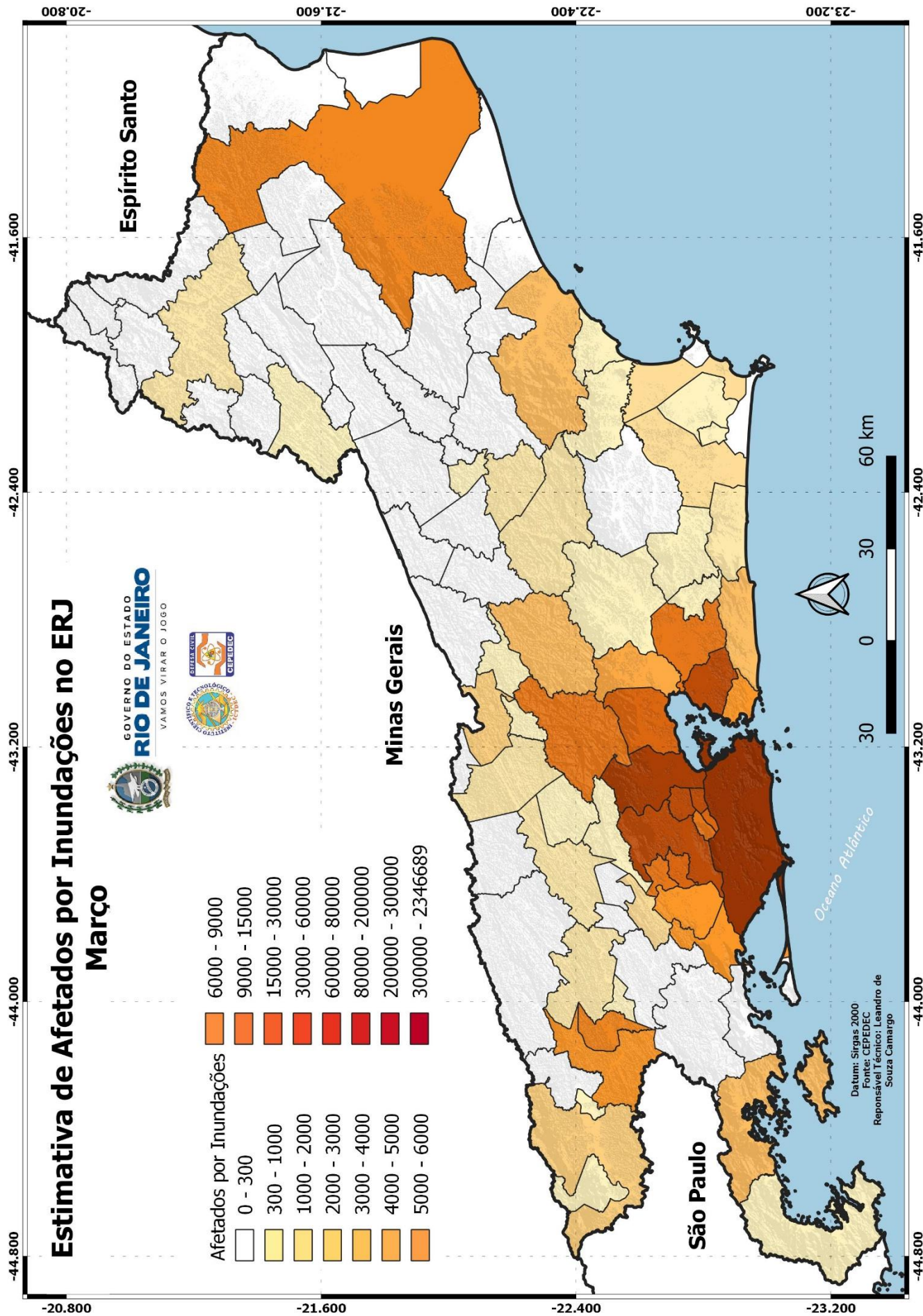


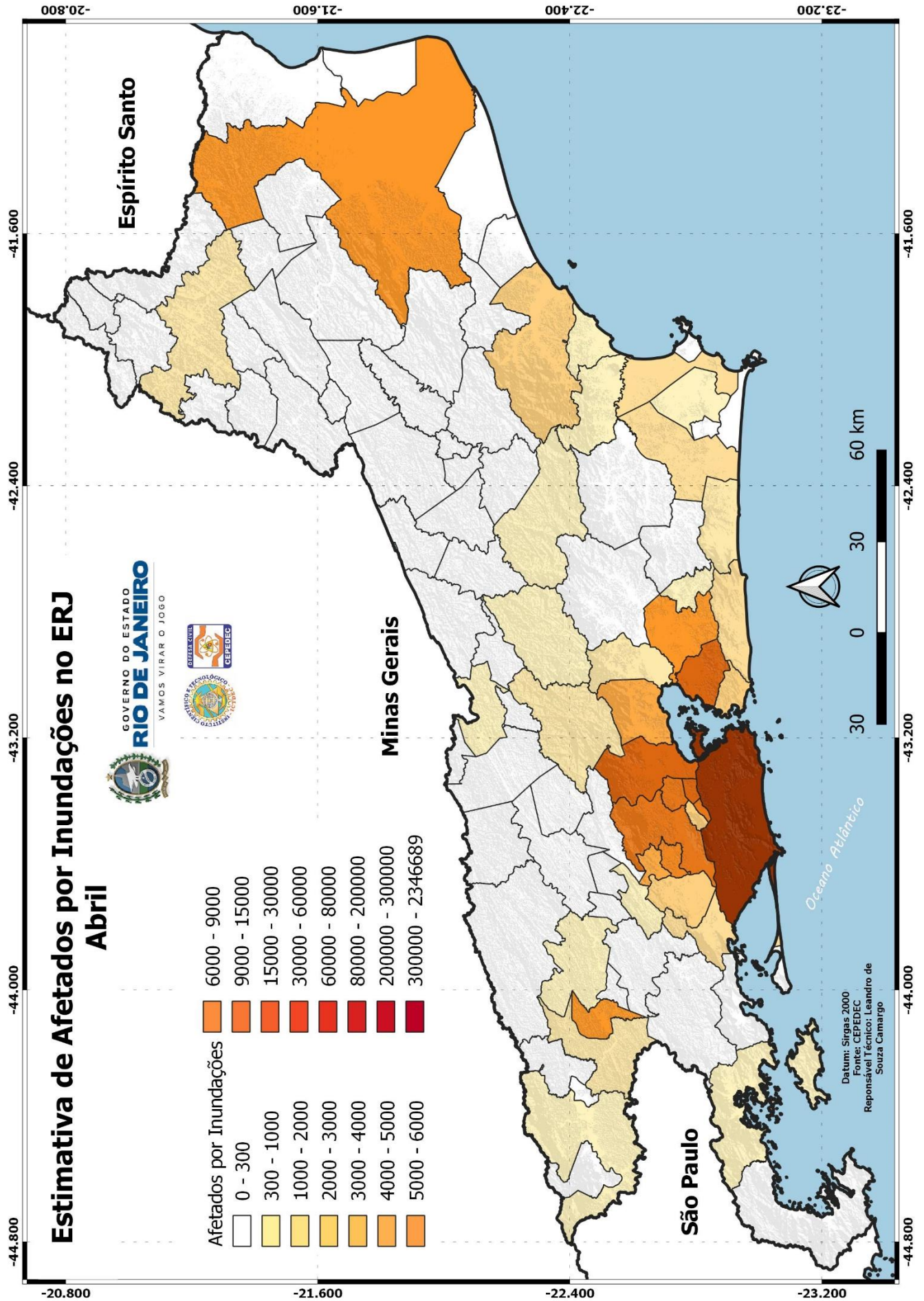
**Mapas de estimativa mensal, em valores absolutos,
da população afetada por inundações no ERJ**

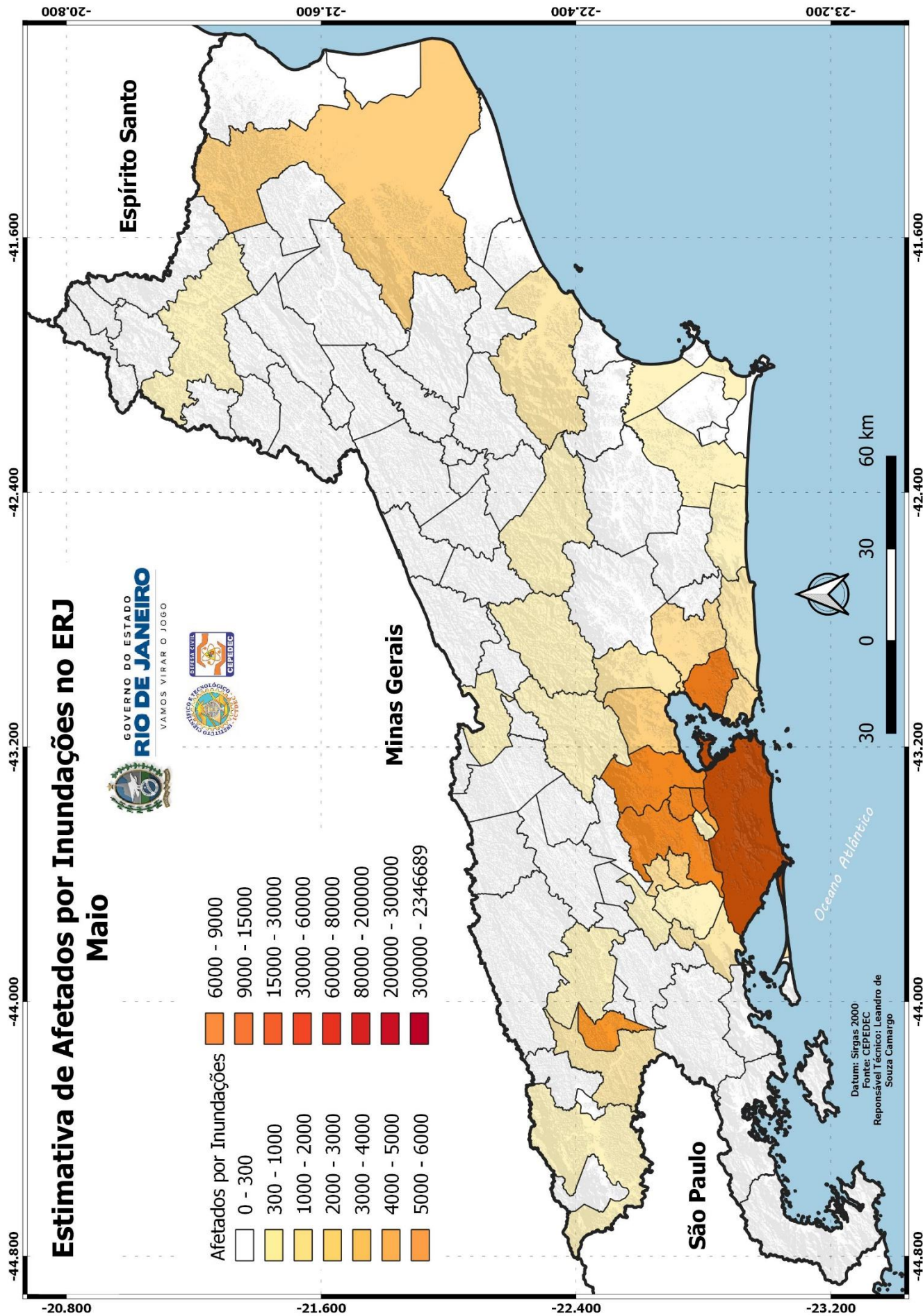


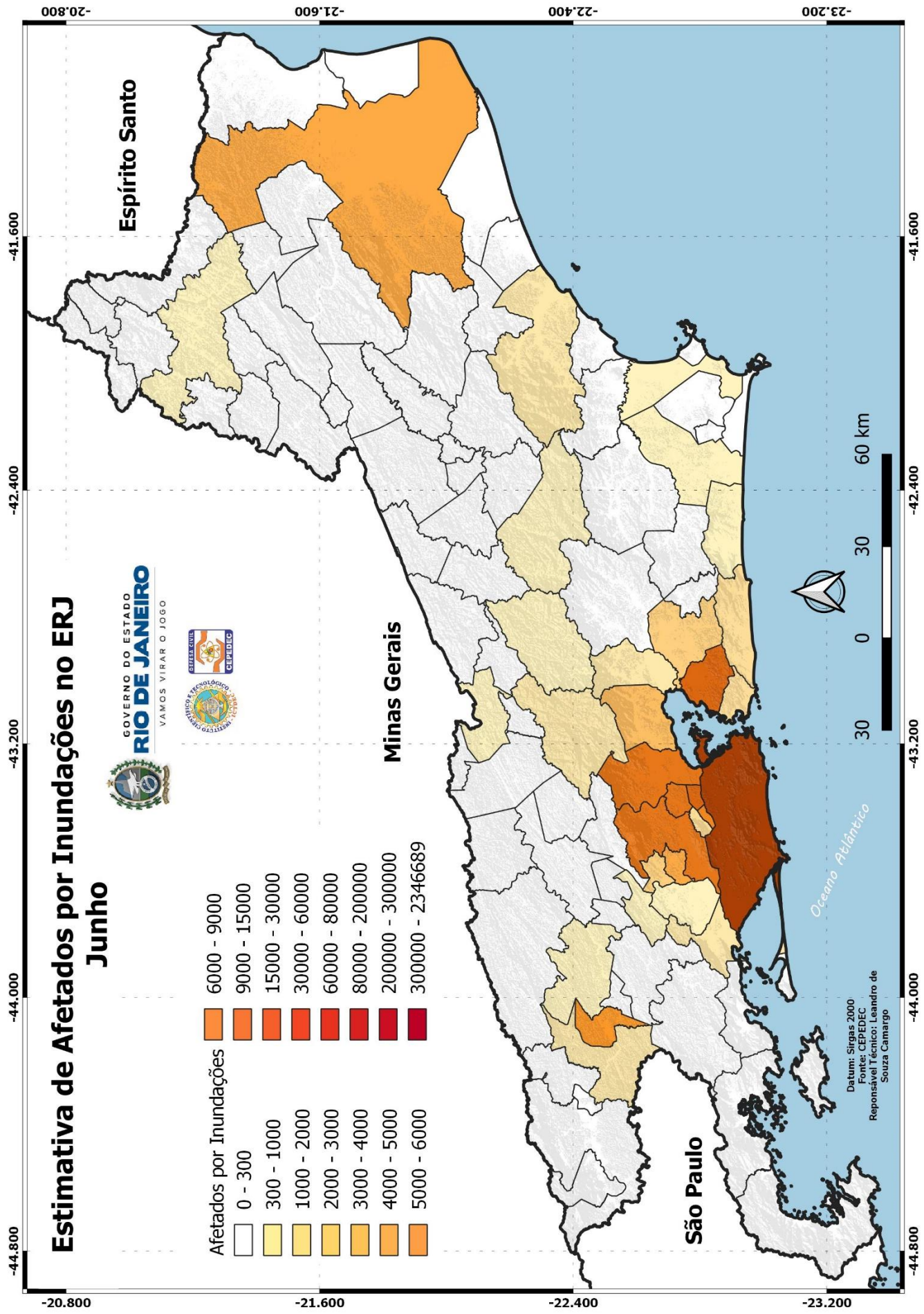


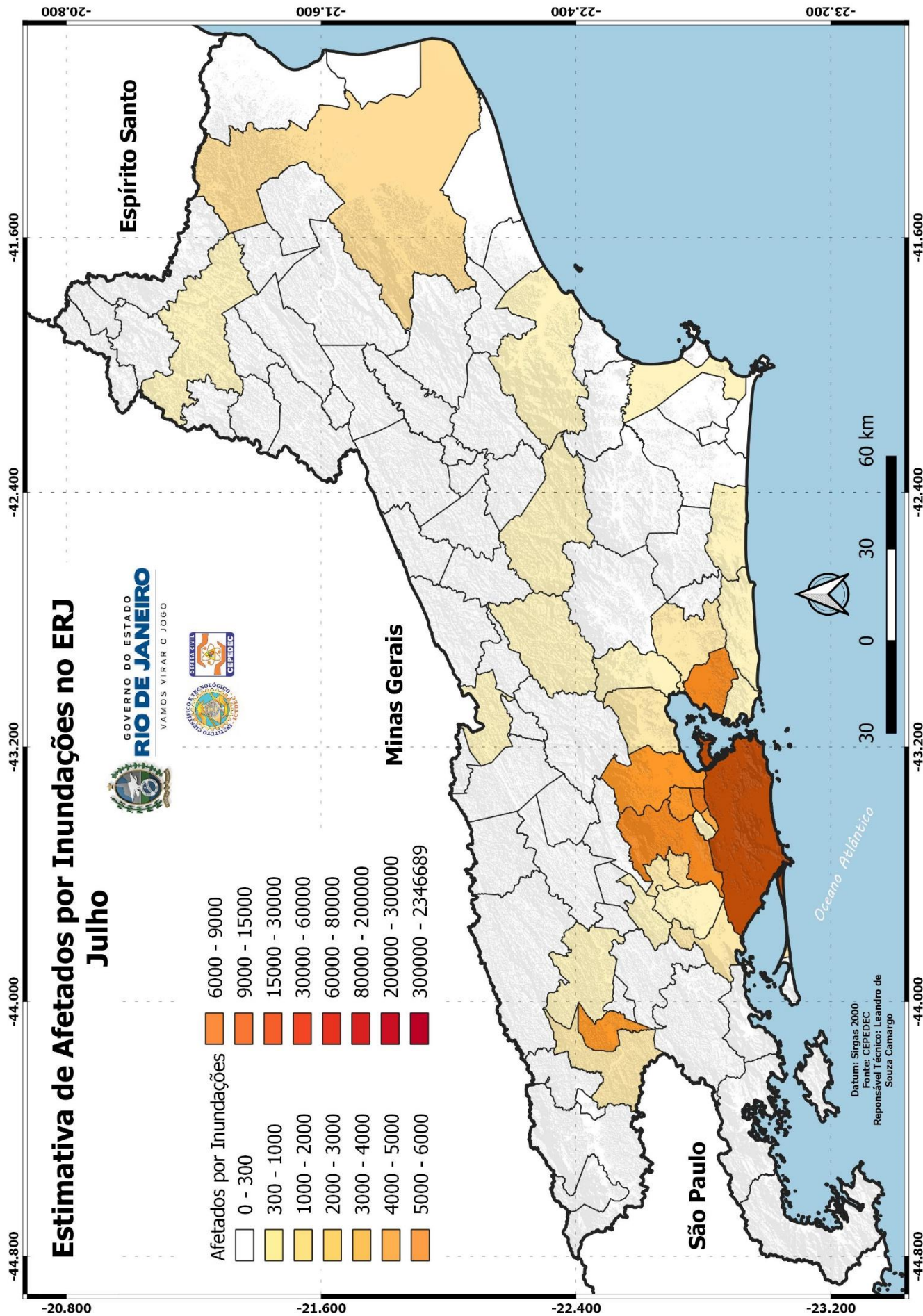


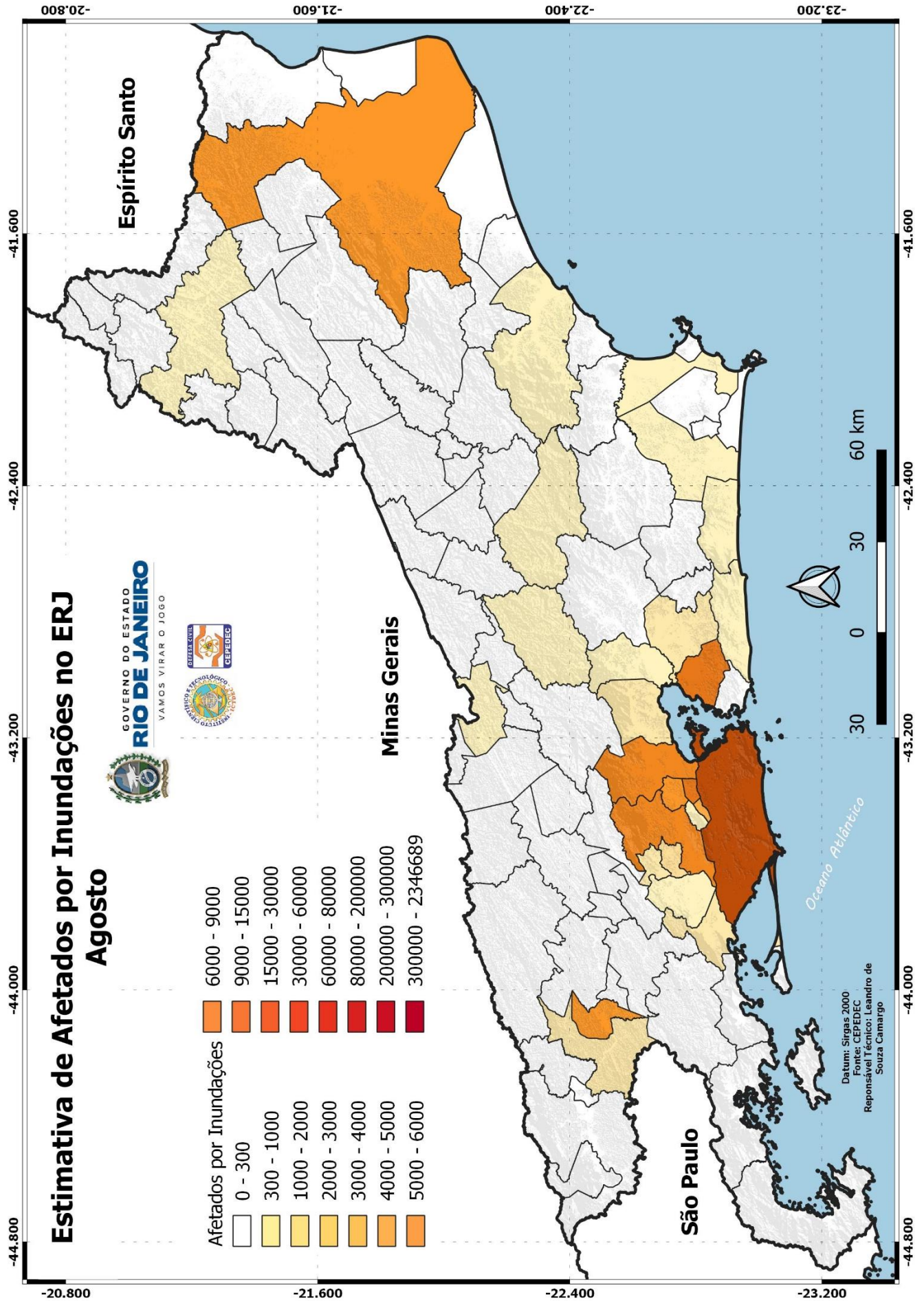


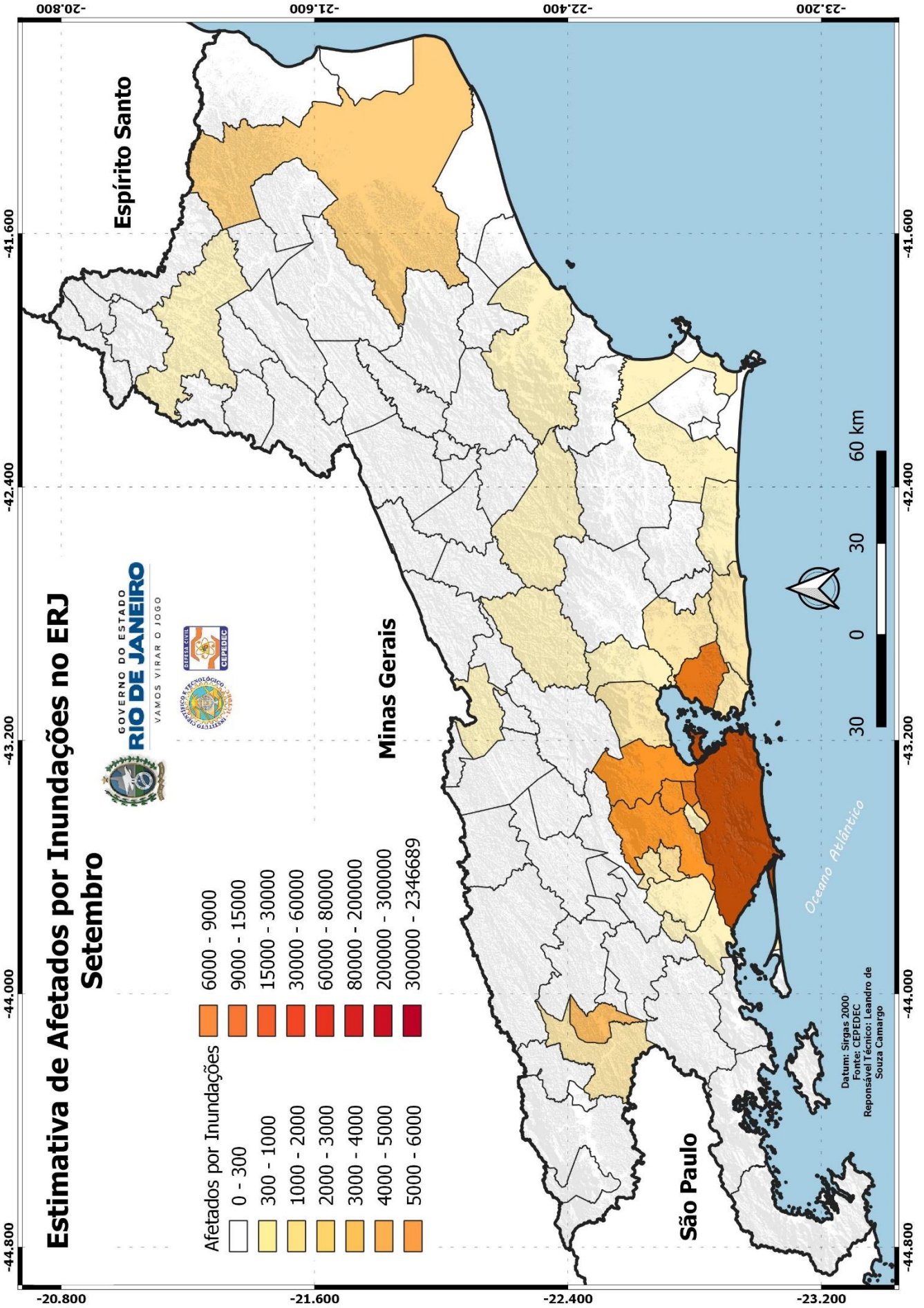


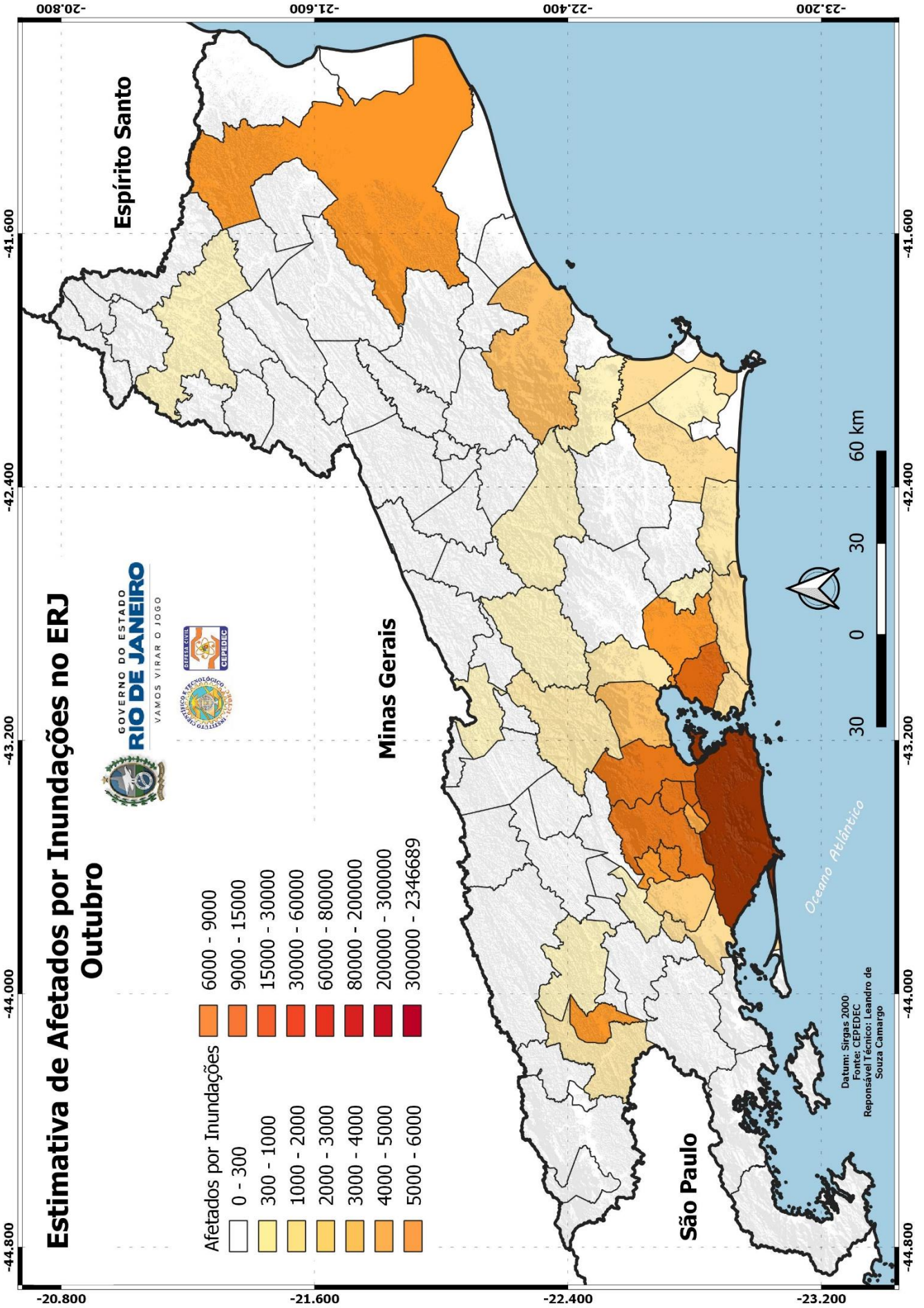


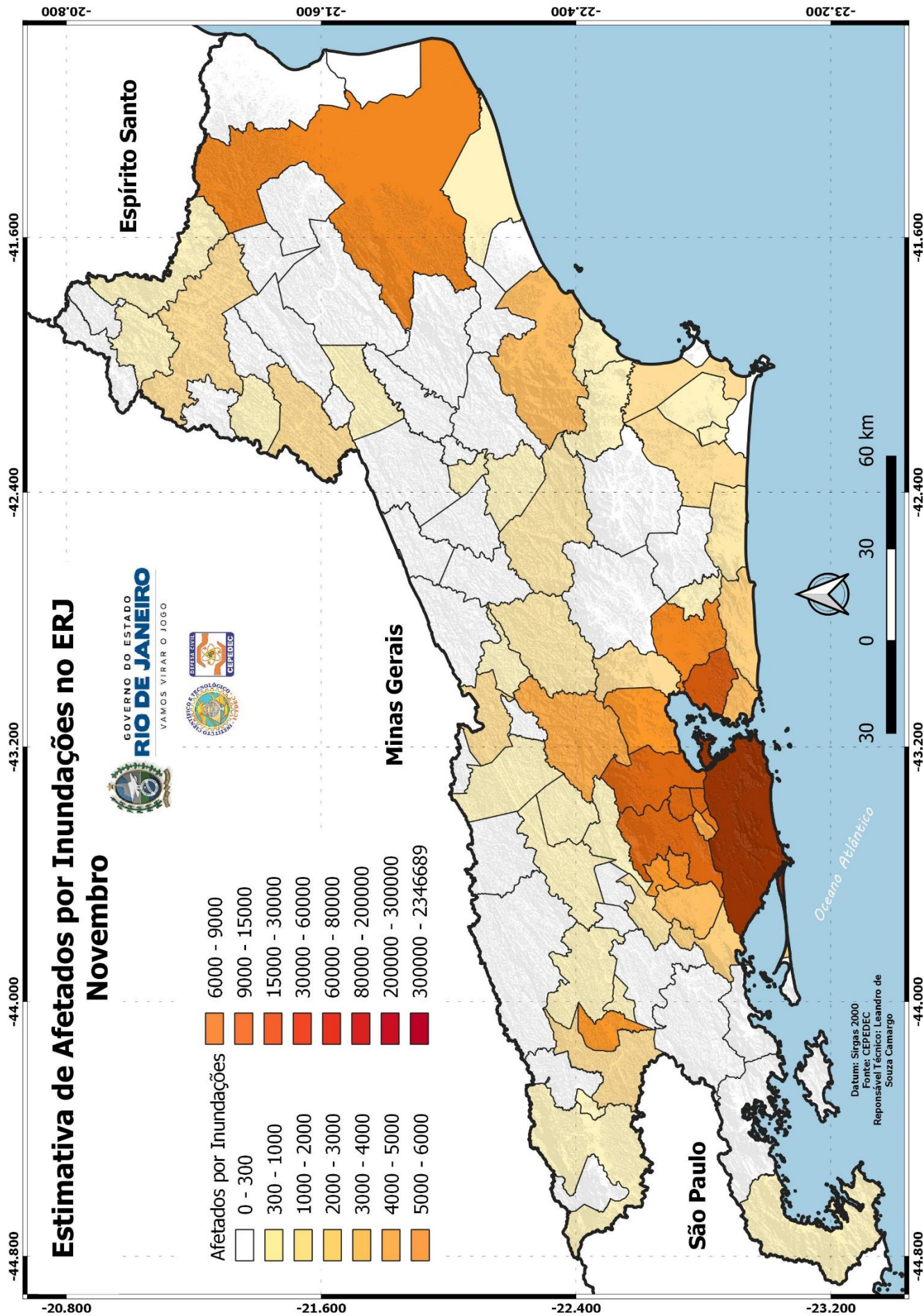


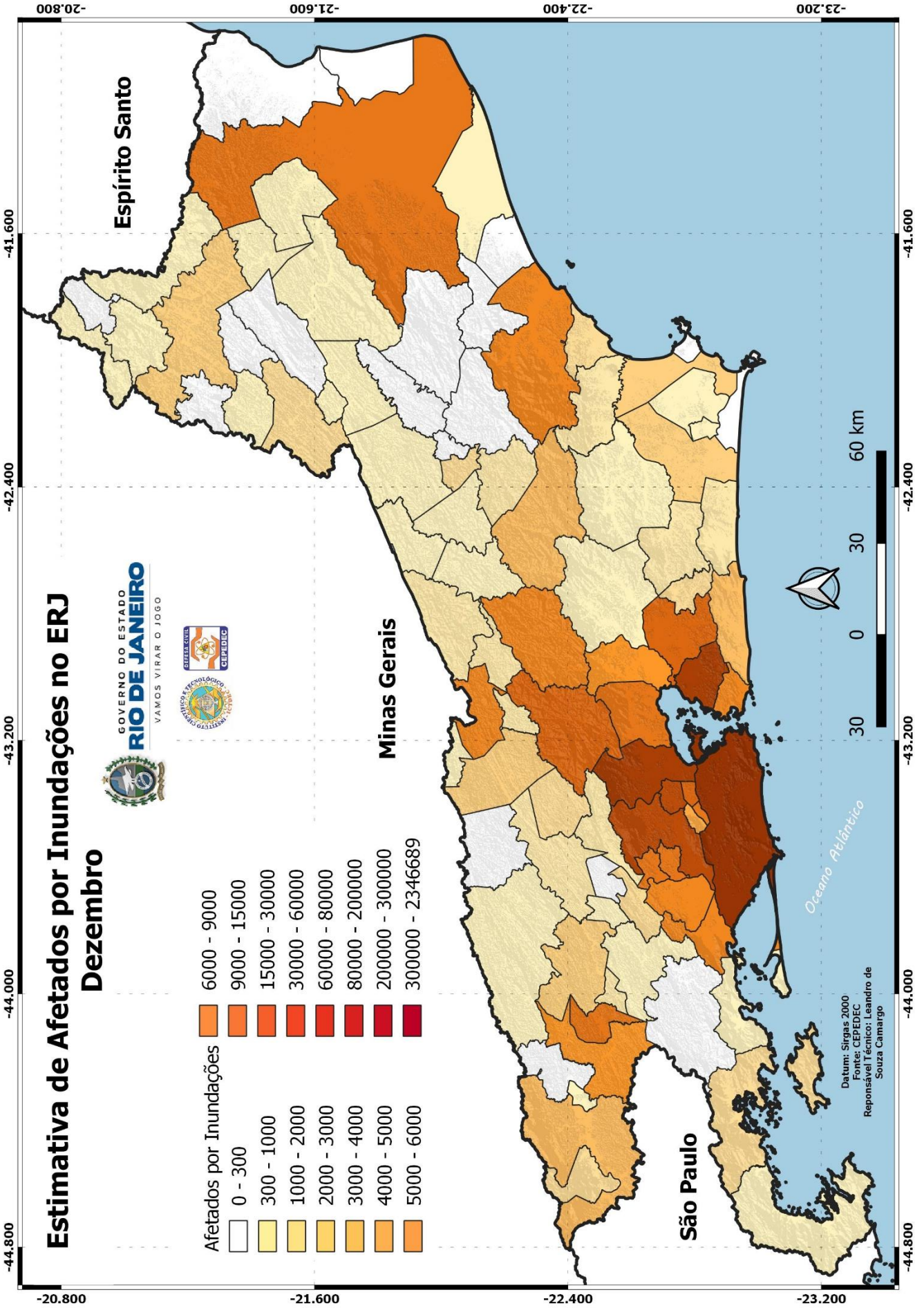






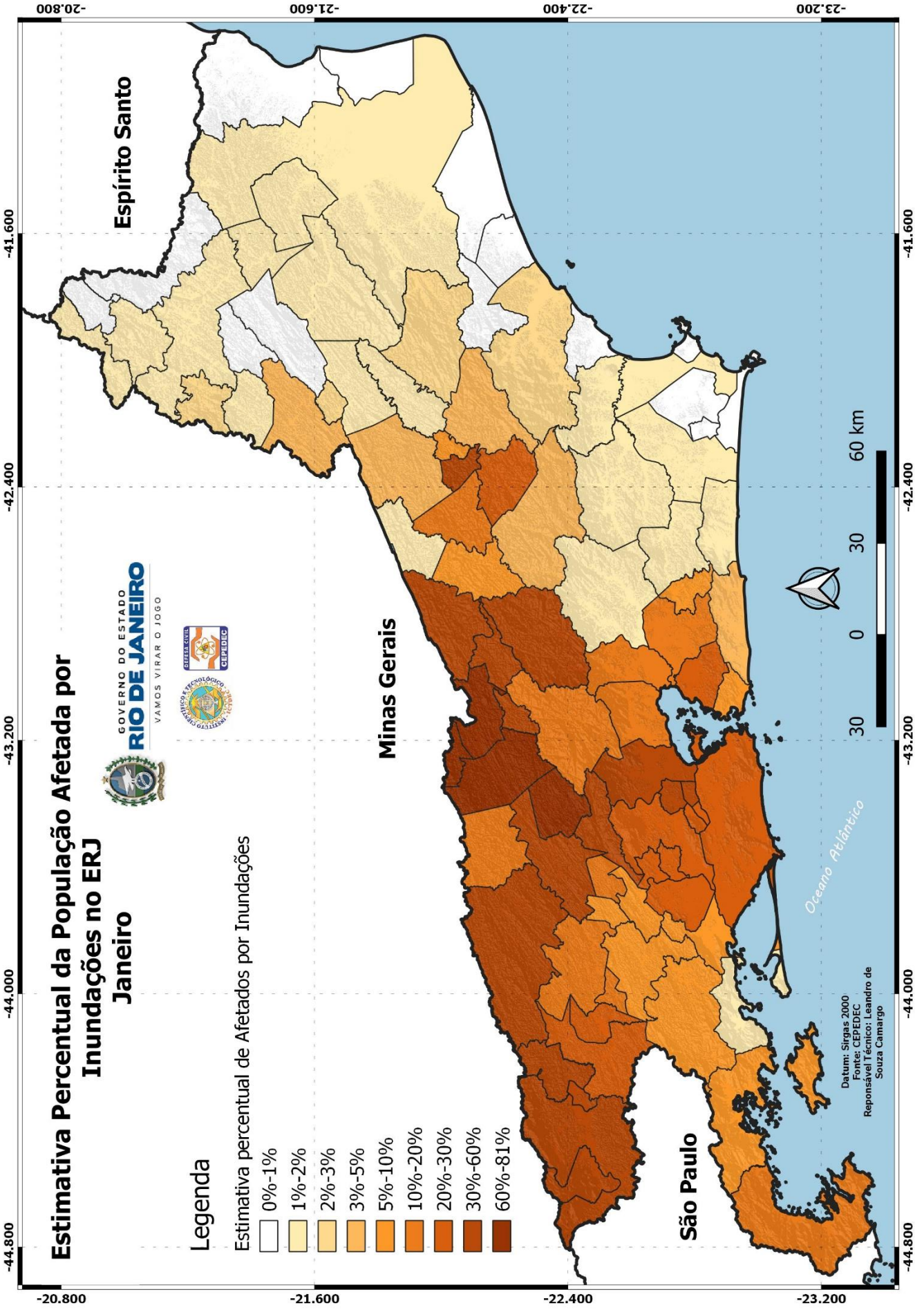


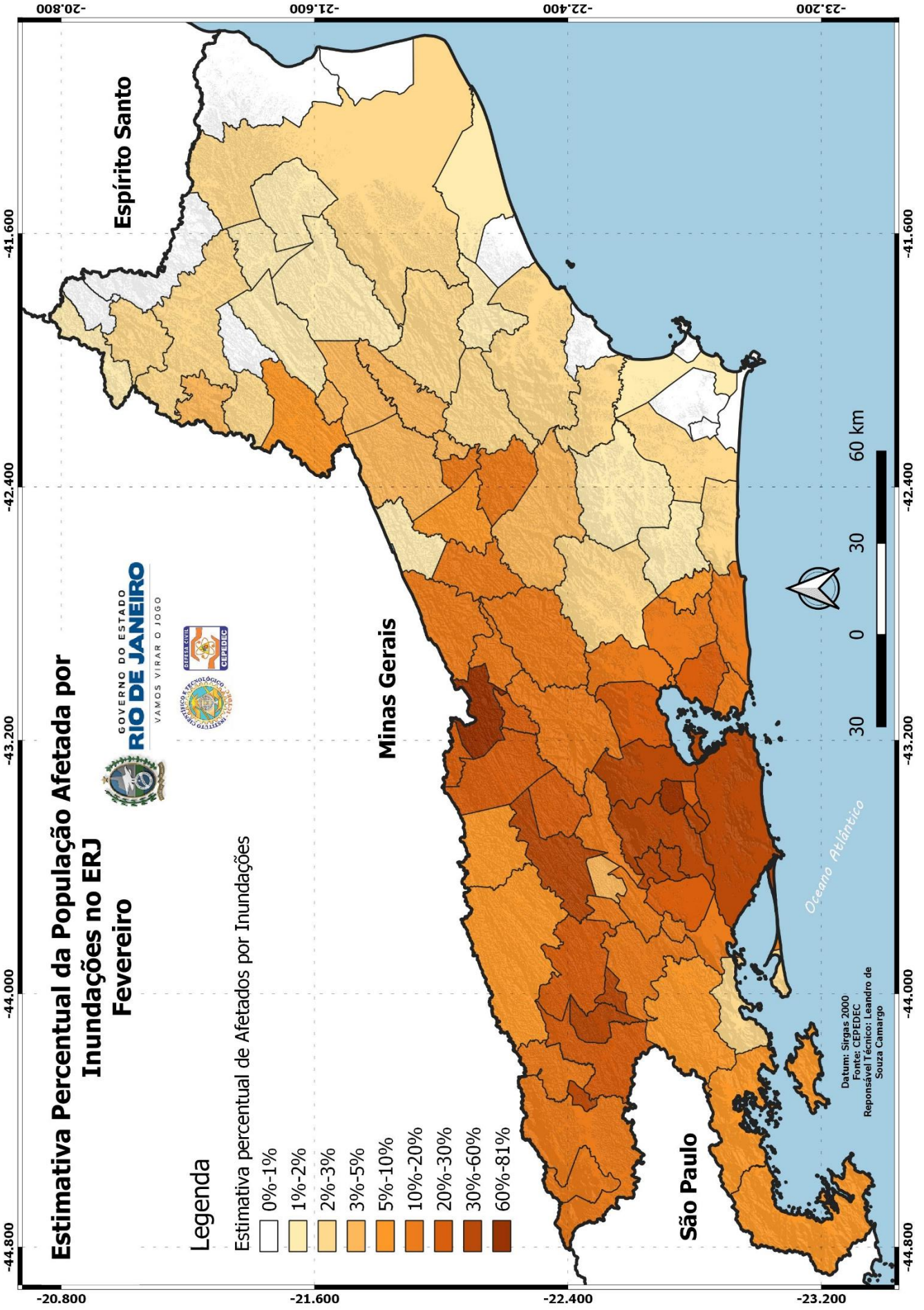


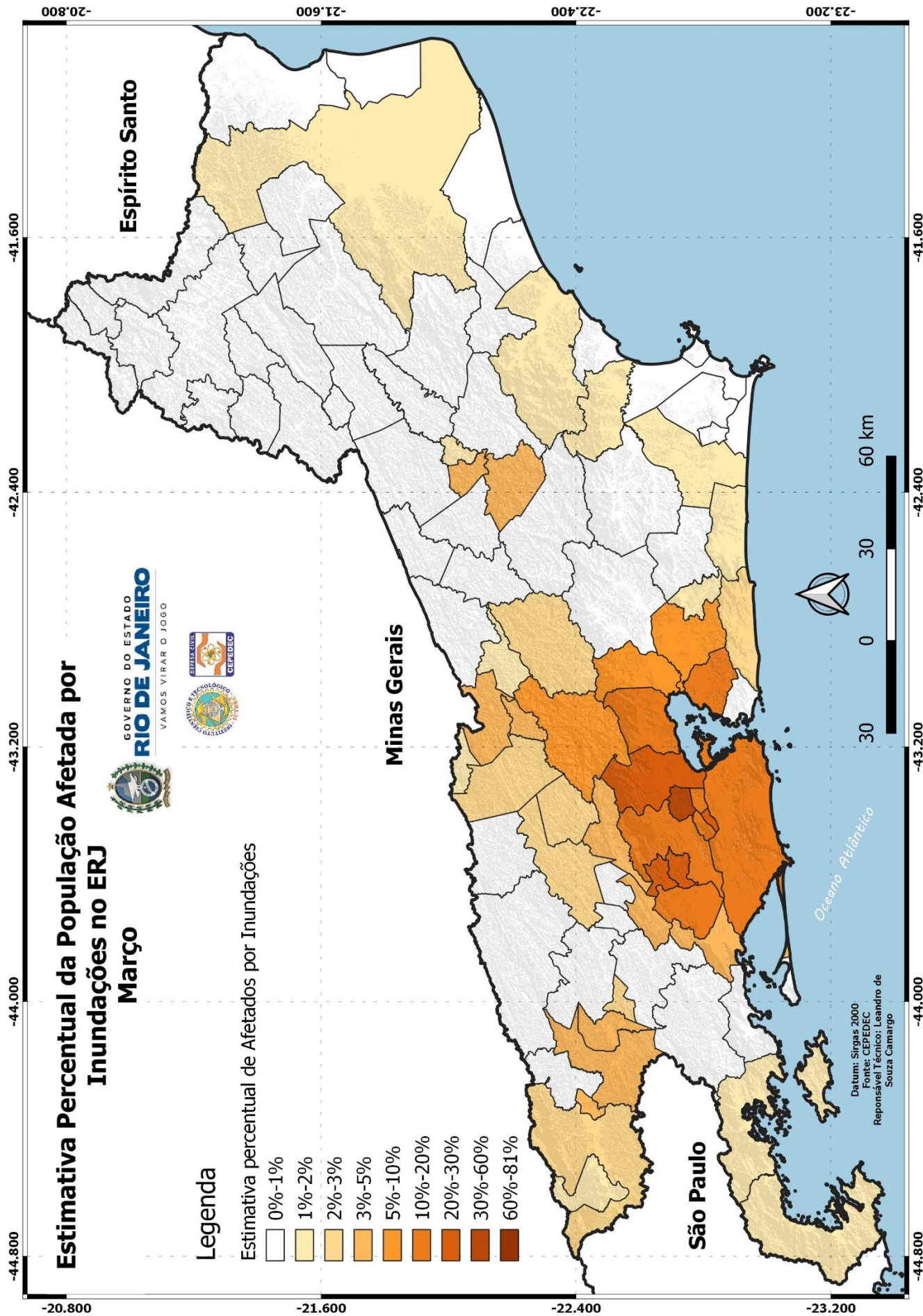


**Mapas de estimativa mensal, em valores percentuais,
da população afetada por inundações no ERJ**



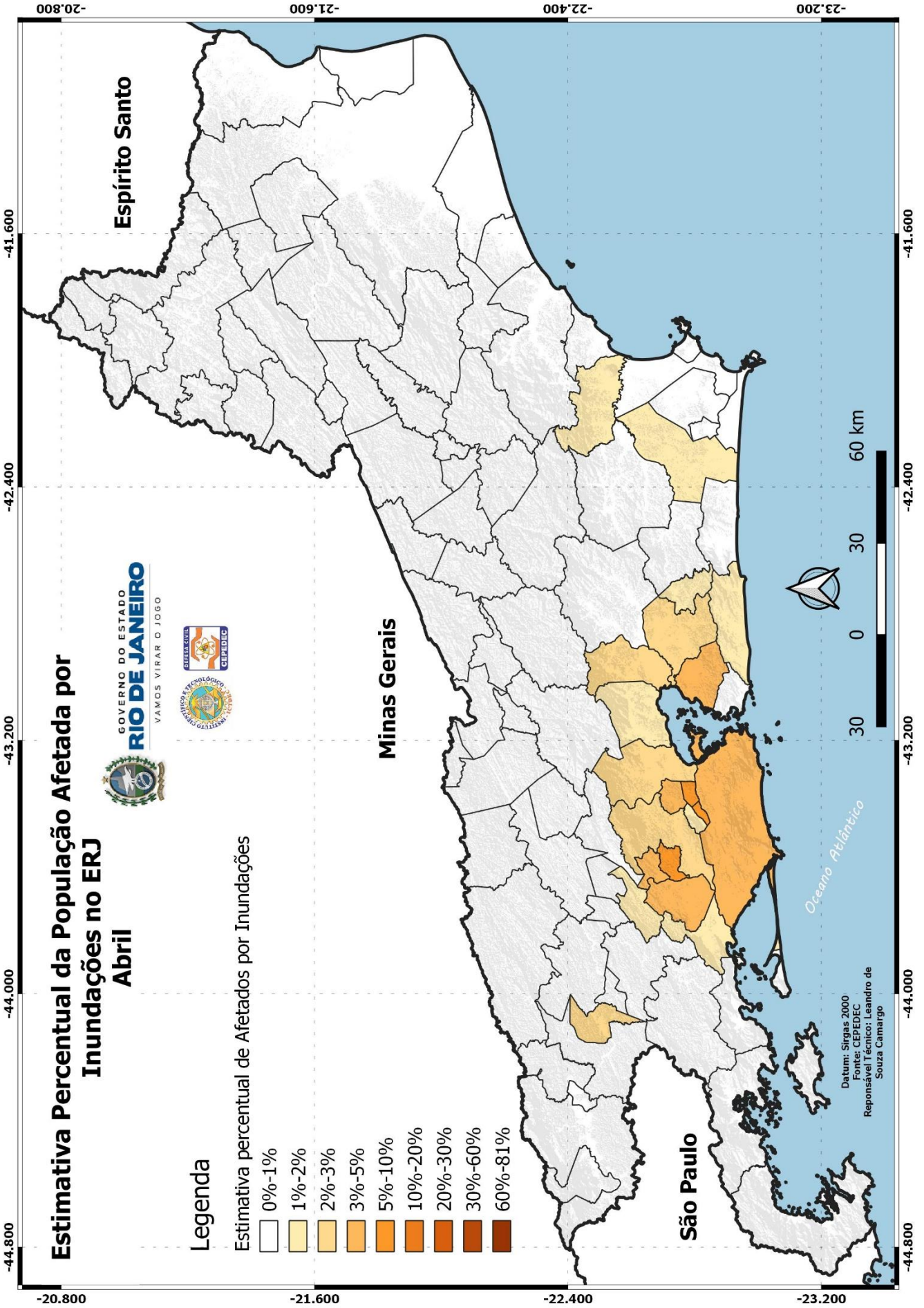


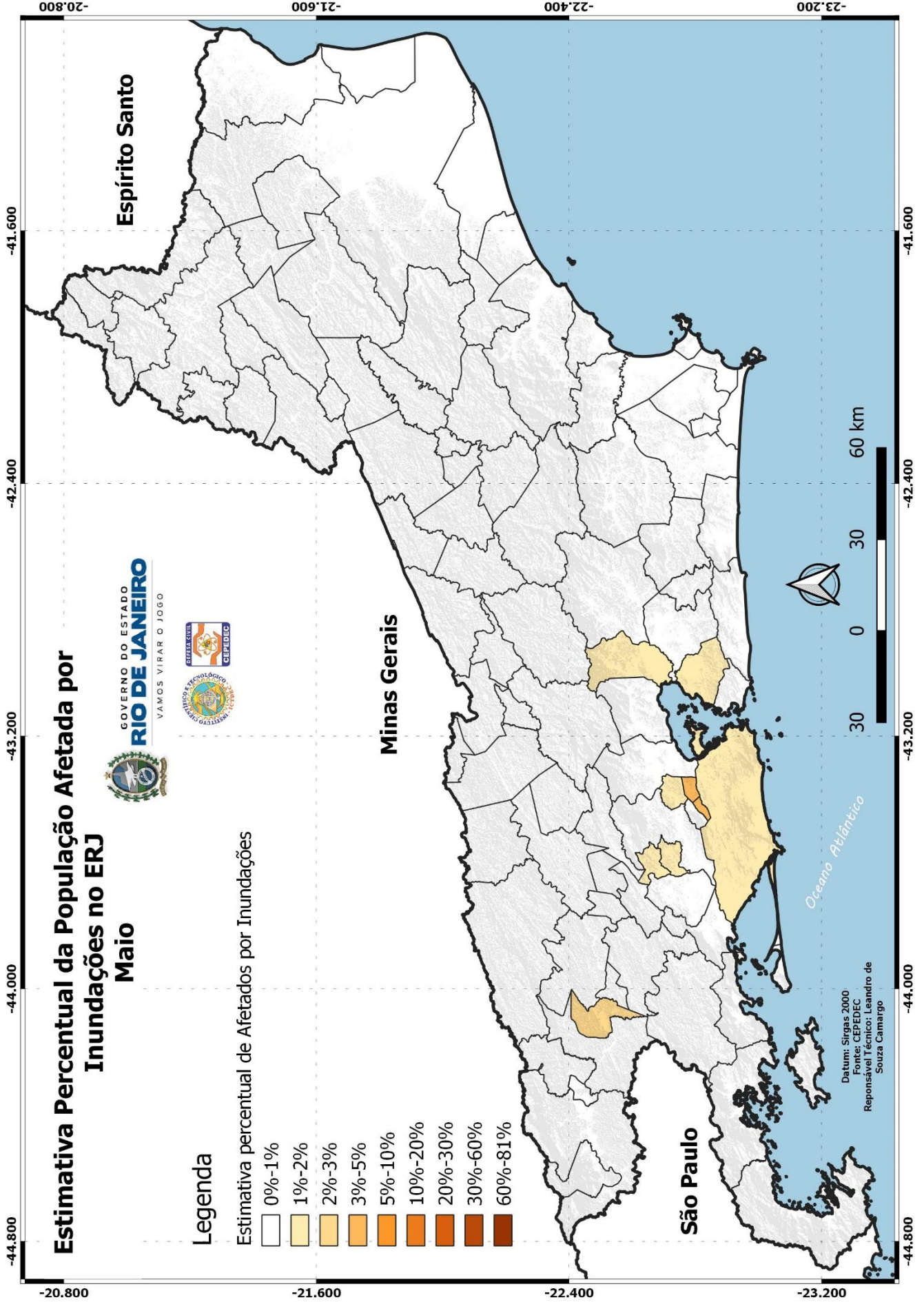


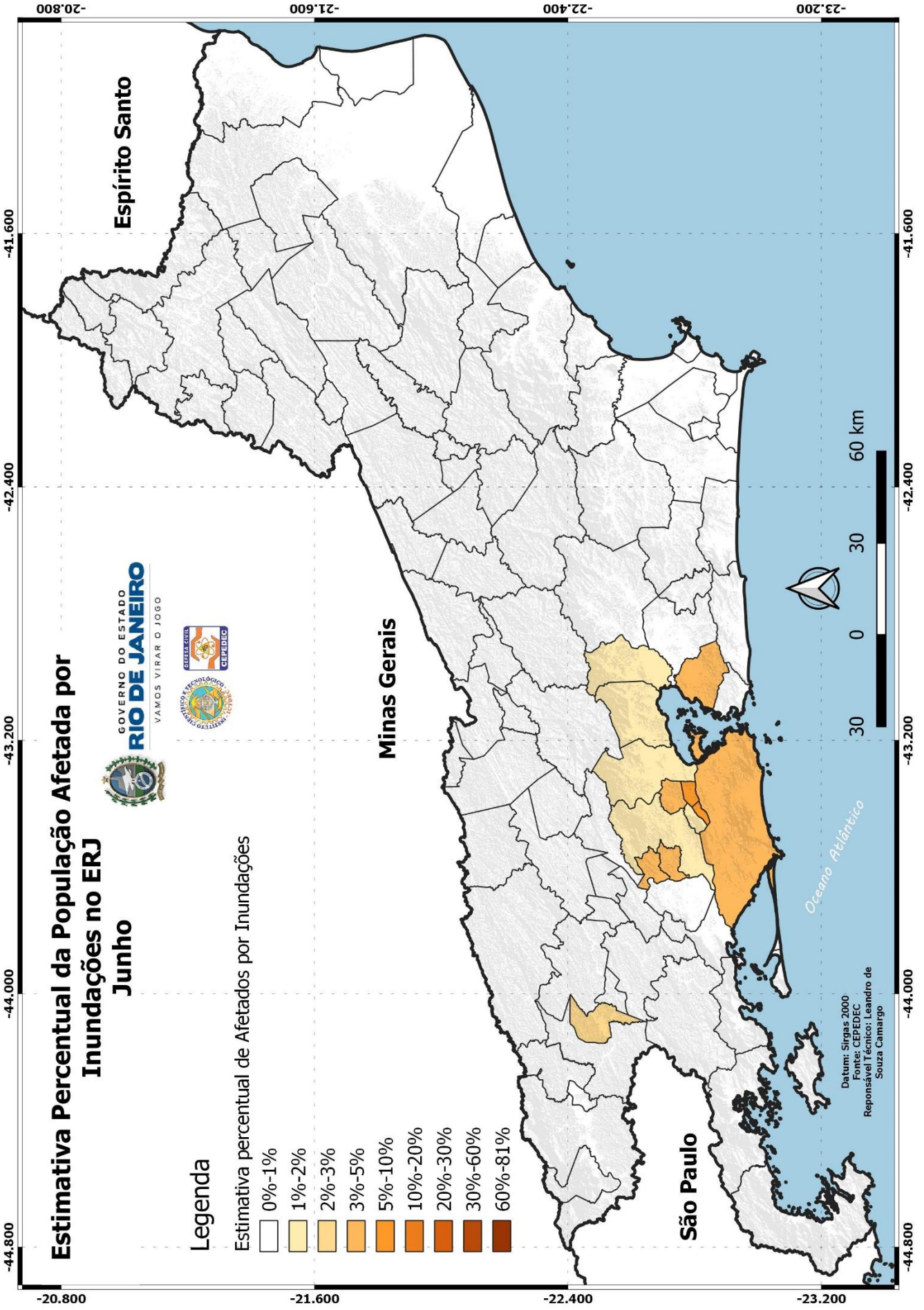


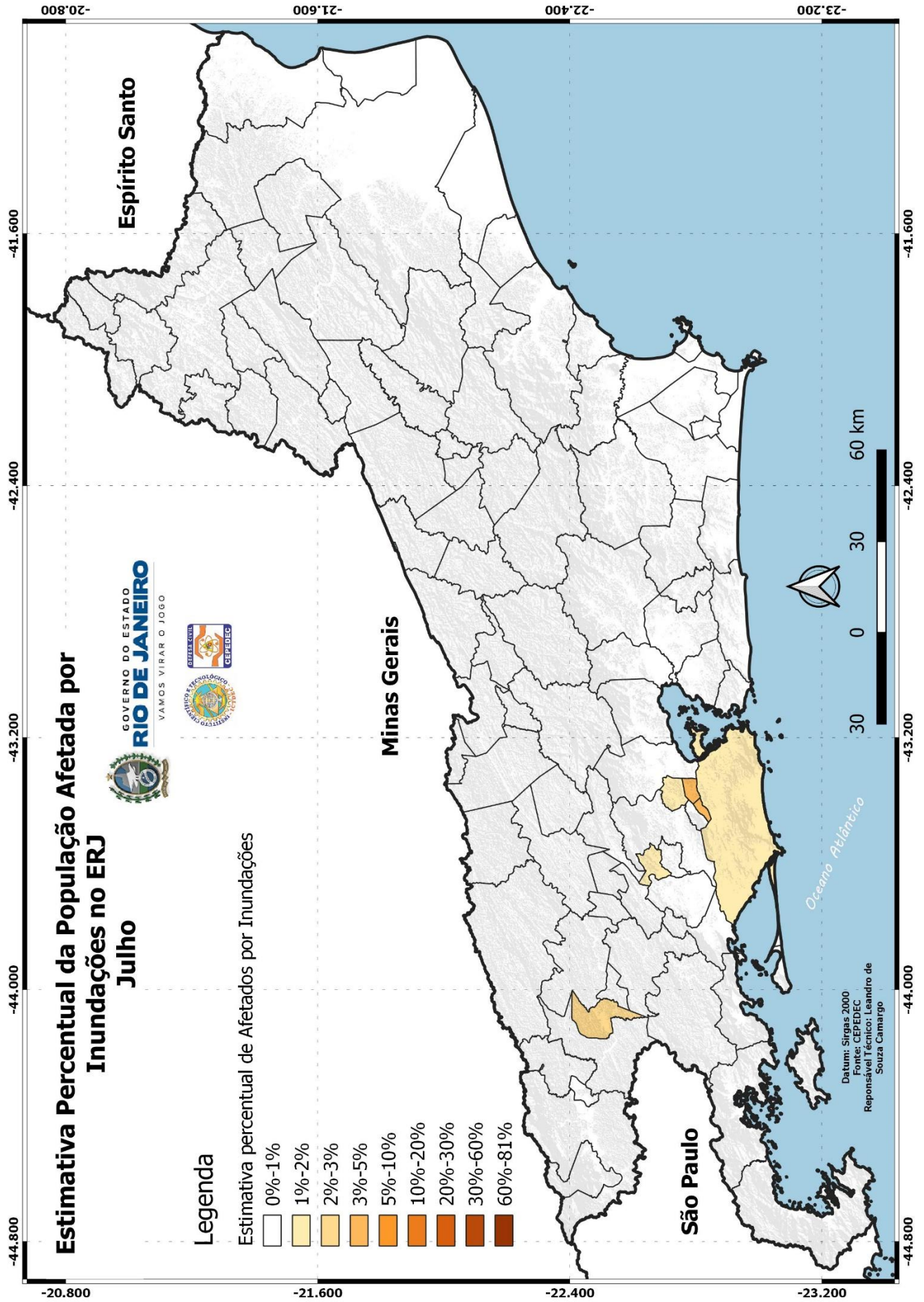
-44.800 -44.000 -43.200 -42.400 -41.600

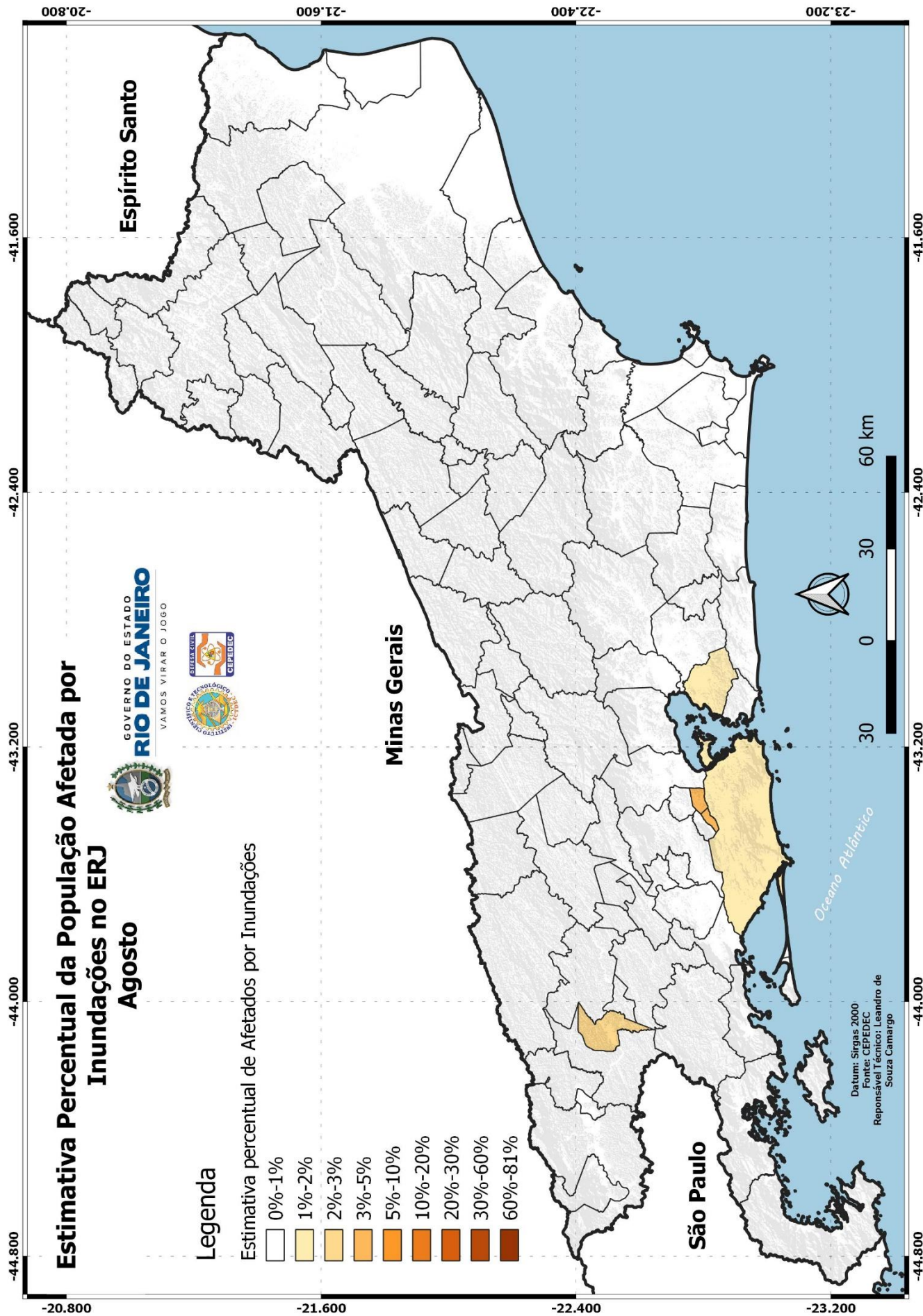
-20.800 -21.600 -22.400 -23.200

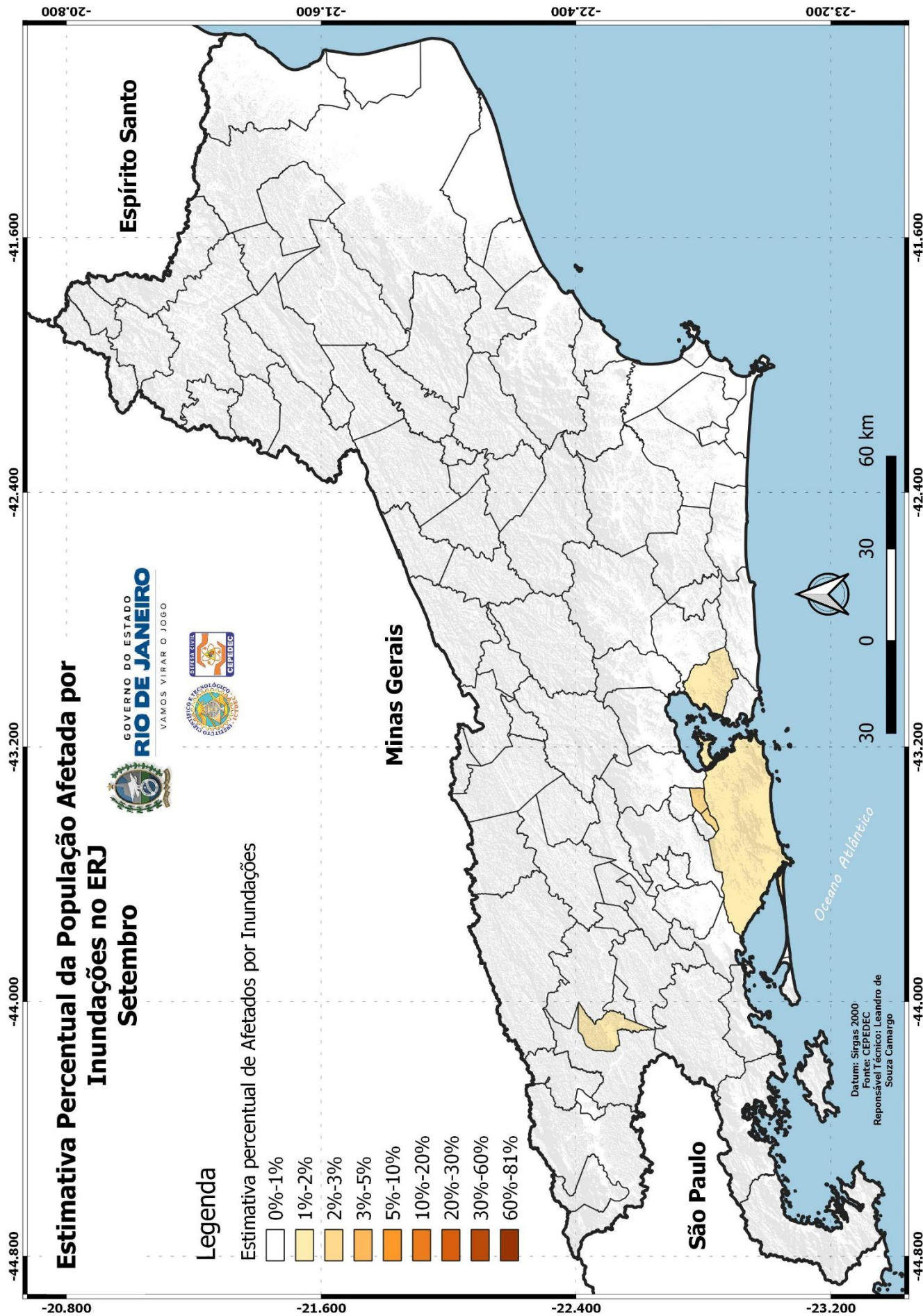


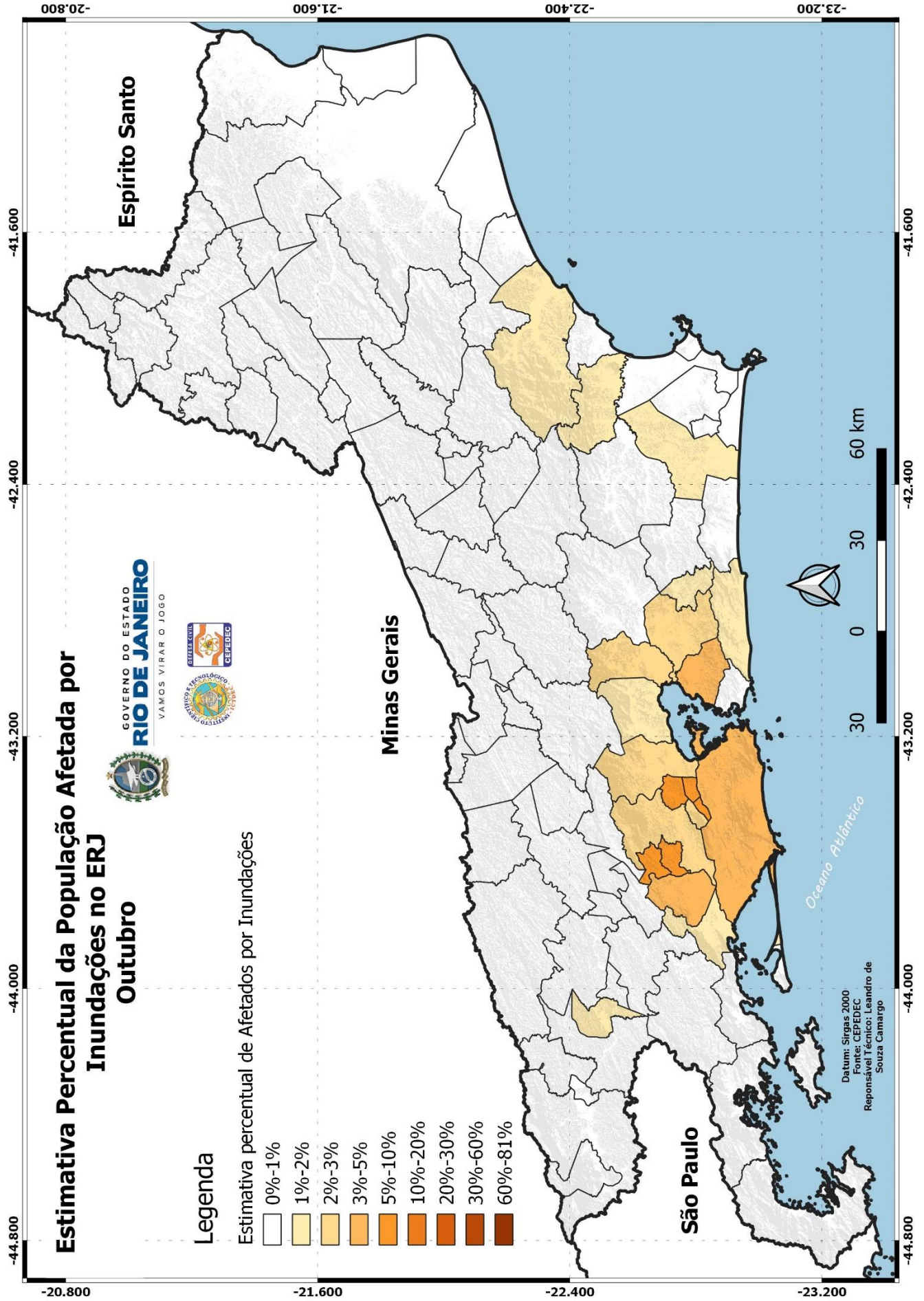


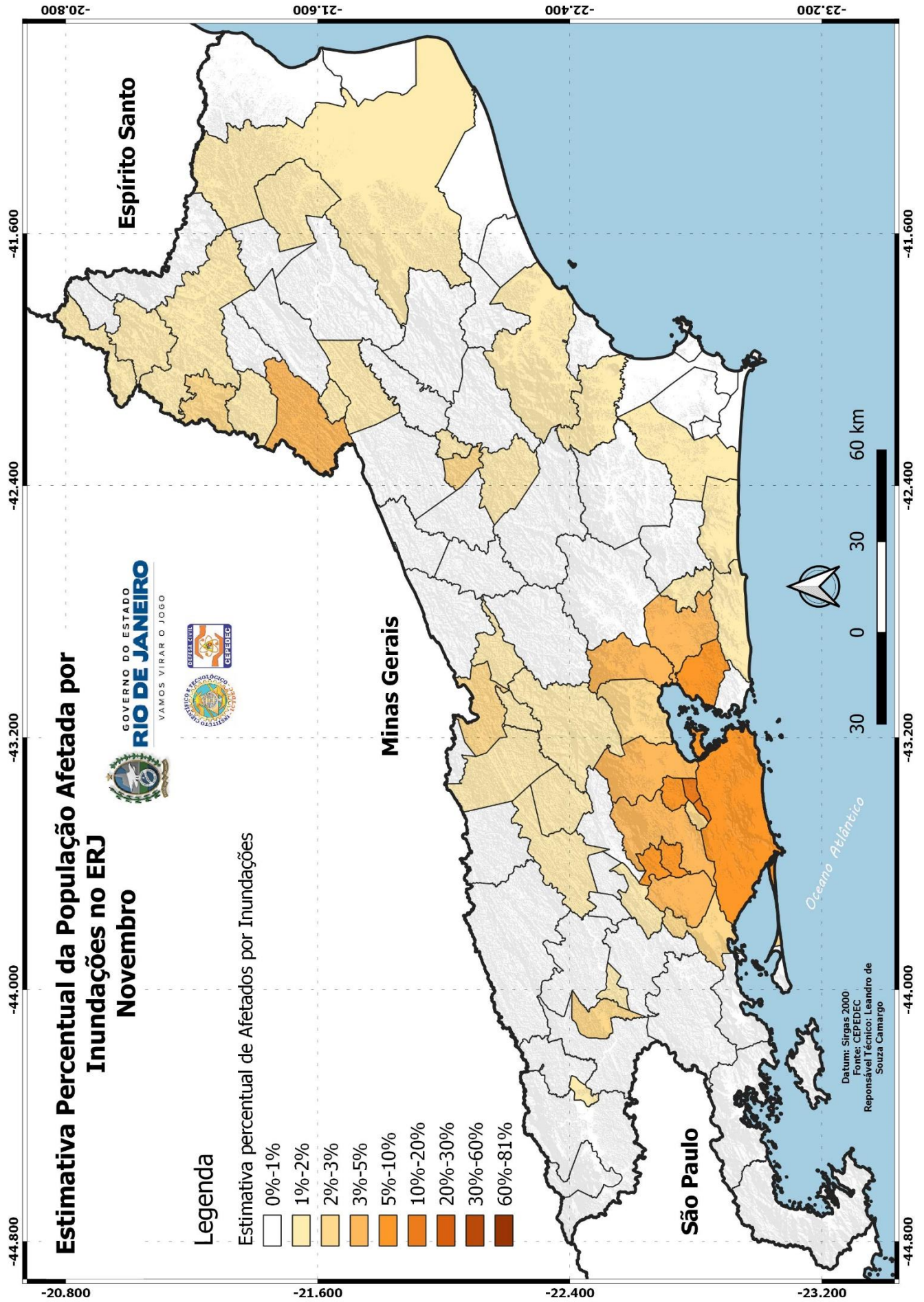


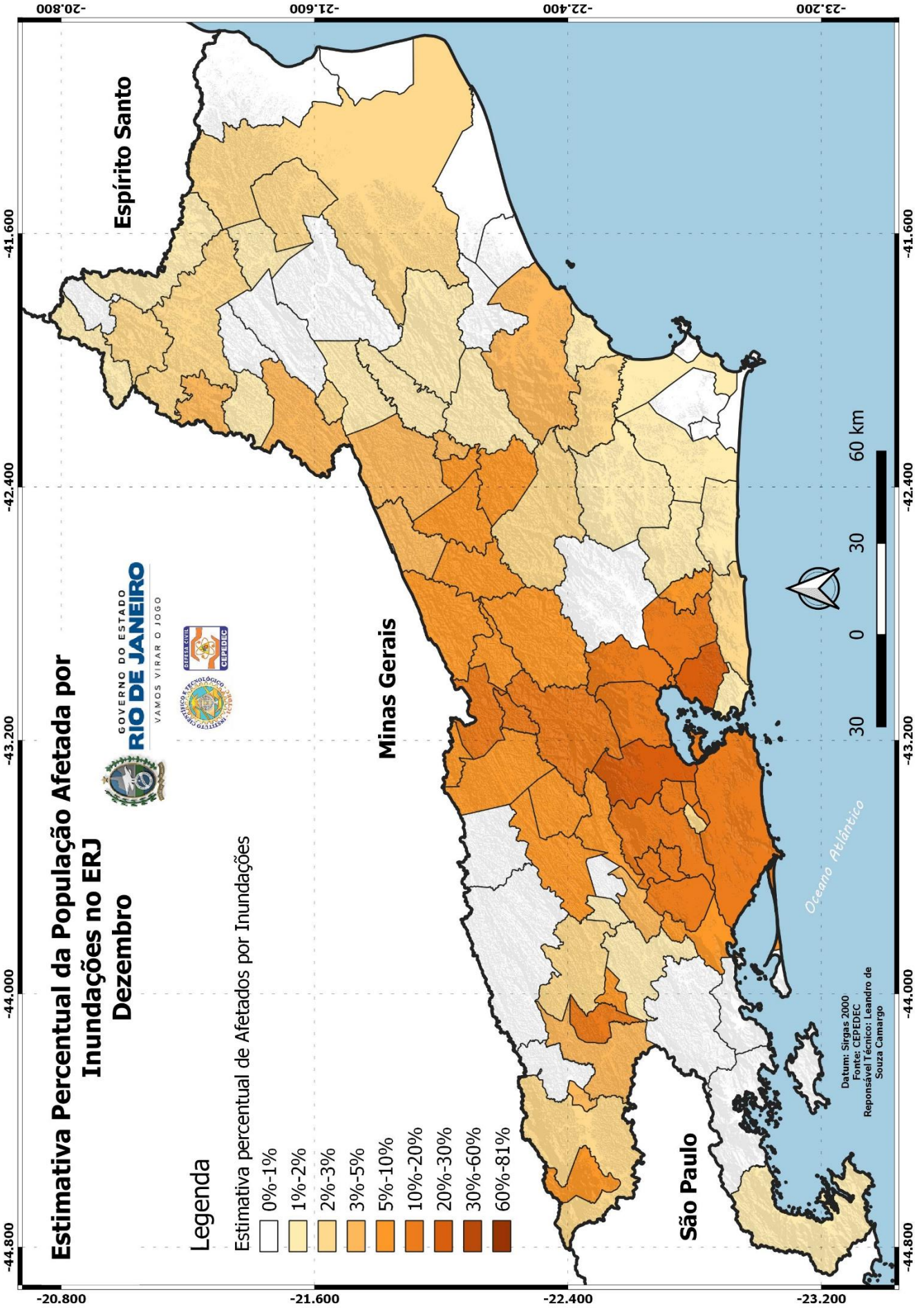












Estimativa mensal, separada por REDECs, das áreas(Km²) afetadas por inundações no ERJ



IBGE (2010)			ÁREA AFETADA (KM ²)											
Municípios	Densidade Populacional	População	Janeiro	fevereiro	Março	Abril	Maior	Junho	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro	Dezembro
CAPITAL														
Rio de Janeiro	5265,82	6320446	335,79	445,65	133,97	62,44	28,45	47,25	23,71	23,96	20,46	58,83	83,57	144,70
COSTA VERDE														
Angra dos Reis	205,45	203785	73,08	59,33	23,19	1,57	0,49	1,45	0,12	0,12	0,04	0,11	0,91	14,32
Itaguaí	395,45	133019	32,51	60,02	16,72	7,04	3,11	3,74	2,75	2,75	1,61	6,88	8,88	30,93
Mangaratiba	102,29	44468	9,43	15,12	2,42	0,44	0,32	0,40	0,00	0,02	0,00	0,33	0,47	5,00
Paraty	40,57	43165	144,09	61,62	16,60	1,45	0,45	0,55	0,00	0,00	0,00	0,91	7,64	18,93
SUL														
Barra do Pirai	163,7	100374	103,26	145,77	8,27	2,09	2,09	2,08	2,10	1,78	1,72	2,32	4,82	19,55
Barra Mansa	324,84	184142	156,37	168,80	23,40	5,39	5,39	5,39	5,39	5,39	4,69	5,16	7,54	27,63
Belford Roxo	6031,38	508013	31,93	53,29	30,44	4,56	1,63	3,42	1,41	1,07	1,07	4,69	6,12	15,11
Itatiaia	117,41	31805	141,63	47,57	6,46	1,05	1,05	0,54	0,54	0,54	0,40	0,48	2,30	22,14
Mendes	184,83	18614	6,11	14,94	0,86	0,23	0,23	0,23	0,18	0,18	0,18	0,24	0,66	1,83
Mesquita	4310,48	176103	10,58	13,97	4,57	0,71	0,14	0,68	0,14	0,14	0,14	1,26	1,29	1,34
Miguel Pereira	85,21	25538	169,87	54,13	11,55	0,79	0,64	0,69	0,64	0,64	0,64	0,90	4,08	23,30
Paty do Alferes	82,68	27769	272,09	71,69	10,61	0,87	0,87	0,87	0,87	0,54	0,14	0,99	6,61	27,07
Pinheiral	296,86	25156	10,62	31,49	2,45	0,54	0,54	0,54	0,54	0,54	0,45	0,29	1,31	5,17
Pirai	52,07	26314	28,82	84,01	4,53	1,06	0,45	0,45	0,39	0,39	0,39	0,48	1,66	10,42
Porto Real	326,95	19683	26,27	19,25	2,24	0,67	0,67	0,57	0,57	0,57	0,40	0,38	1,10	2,34
Quatis	44,72	14302	130,02	45,77	4,12	0,42	0,42	0,41	0,41	0,41	0,33	0,32	0,97	4,47
Resende	109,35	131341	589,26	136,65	34,14	3,06	3,06	2,41	2,41	2,41	1,37	2,00	6,04	41,35
Rio Claro	20,81	18529	55,30	51,50	2,08	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,03	0,22	3,24
Rio das Flores	17,9	9284	99,14	29,49	2,30	0,31	0,31	0,31	0,31	0,31	0,31	0,36	1,81	3,61
Valença	55,06	71843	712,88	98,04	3,22	0,29	0,29	0,29	0,29	0,29	0,29	0,27	1,85	7,81
Vassouras	63,94	34410	286,11	192,26	15,67	1,72	1,72	1,72	1,72	1,72	1,72	1,72	11,16	30,57
Volta Redonda	1412,75	257803	53,73	75,31	8,47	4,72	4,72	4,72	4,72	4,72	3,43	4,48	5,66	21,06
BAIXADA FLUMINENSE														
Belford Roxo	6031,38	508013	31,93	53,29	30,44	4,56	1,63	3,42	1,41	1,07	1,07	4,69	6,12	15,11
Duque de Caxias	1828,51	919596	175,35	215,08	138,10	17,40	5,72	11,71	4,80	4,96	4,40	14,93	27,50	111,48
Engenheiro Paulo de Frontin	99,57	14002	21,44	7,10	0,66	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,17	0,53
Guapimirim	142,7	60517	71,97	68,64	37,78	13,23	8,81	8,85	4,29	4,26	3,74	14,01	17,39	46,99
Japeri	1166,37	104768	21,73	28,51	20,35	4,83	1,77	3,26	1,60	1,17	1,17	5,39	7,04	14,46
Magé	585,13	245071	81,66	96,14	57,52	10,00	5,69	7,18	1,93	2,32	1,86	8,10	14,19	45,78
Mesquita	4310,48	176103	10,58	13,97	4,57	0,71	0,14	0,68	0,14	0,14	0,14	1,26	1,29	1,34
Niópolis	8117,62	162485	6,04	9,40	4,19	2,03	0,71	1,31	0,71	0,71	0,56	1,94	2,52	2,57
Nova Iguaçu	1527,6	821128	142,26	170,57	100,01	18,21	7,23	13,03	6,22	5,96	5,69	17,50	24,40	77,49
Paracambi	262,27	52257	14,14	26,00	10,00	3,00	1,17	1,36	1,17	0,63	0,34	2,37	3,99	7,70
Queimados	1822,6	150319	21,92	25,37	20,60	6,21	1,78	3,05	1,23	1,23	1,23	5,76	7,47	13,90
São João de Meriti	13024,26	458673	12,03	8,18	6,69	3,04	1,57	2,72	1,57	1,57	1,19	2,77	3,93	4,28
Seropédica	275,53	78186	60,97	74,12	30,79	11,77	2,62	2,62	2,62	2,62	2,62	11,75	14,65	49,70
BAIXADA LITORÂNEA														
Araruama	175,55	132400	17,39	24,30	13,52	12,45	2,56	2,56	1,53	1,75	2,56	11,60	13,52	17,37
Armação dos Búzios	392,16	40532	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Arraial de Cabo	172,91	30349	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Cabo Frio	453,75	223720	8,04	8,09	6,46	6,03	1,87	1,87	1,51	1,58	1,87	6,12	6,46	8,04
Carapebús	43,36	17312	2,95	3,83	2,11	1,75	1,11	1,11	0,59	1,11	1,11	0,78	2,88	3,77
Casimiro de Abreu	76,71	44184	14,23	18,20	10,98	9,80	2,74	2,74	1,82	2,13	2,73	10,34	11,00	15,00
Iguaba Grande	439,9	28310	0,83	0,83	0,72	0,56	0,38	0,38	0,26	0,38	0,38	0,66	0,72	0,83
Macaé	169,89	260497	39,99	49,44	25,73	22,93	6,43	6,55	3,34	3,27	3,27	24,83	29,10	66,69
Quissamã	28,4	24700	11,26	13,08	10,43	9,40	2,50	2,50	1,35	3,34	2,50	7,18	10,72	11,44
Rio das Ostras	461,38	150674	1,09	1,73	0,99	0,85	0,57	0,57	0,20	0,29	0,30	0,54	1,09	5,24
São Pedro da Aldeia	264,05	87875	2,70	2,84	2,55	2,41	0,21	0,21	0,14	0,21	0,21	2,56	2,55	2,70
Saquarema	209,96	74234	7,43	11,63	6,28	5,11	2,60	2,92	1,59	2,29	2,60	4,91	6,23	7,45
Silva Jardim	22,77	21349	19,98	23,43	9,27	7,61	1,71	1,71	1,25	1,69	1,56	8,79	8,47	15,47

**Estimativa mensal, separada por REDECs, da
população afetada por inundações no ERJ**



IBGE (2010)			População Afetada por Inundações											
Municípios	Densidade Populacional	População	Janeiro	fevereiro	Março	Abril	Maior	Junho	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro	Dezembro
CAPITAL														
Rio de Janeiro	5265,82	6320446	1768184	2346689	705472	328772	149800	248830	124847	126181	107713	309775	440064	761961
COSTA VERDE														
Angra dos Reis	205,45	203785	15015	12190	4765	322	101	298	25	25	8	23	186	2942
Itaguaí	395,45	133019	12854	23736	6612	2785	1230	1480	1088	1088	637	2722	3512	12231
Mangaratiba	102,29	44468	965	1547	247	45	33	41	0	2	0	34	48	512
Paraty	40,57	43165	5846	2500	674	59	18	22	0	0	0	37	310	768
SUL														
Barra do Pirai	163,7	100374	16904	23863	1354	343	343	341	344	292	282	380	789	3201
Barra Mansa	324,84	184142	50796	54832	7603	1752	1752	1752	1752	1752	1523	1675	2449	8975
Belford Roxo	6031,38	508013	192558	321406	183598	27510	9815	20657	8529	6475	6454	28277	36915	91161
Itatiaia	117,41	31805	16628	5586	758	123	123	64	64	64	47	56	270	2599
Mendes	184,83	18614	1129	2761	160	43	43	43	33	33	33	44	122	338
Mesquita	4310,48	176103	45609	60228	19711	3043	602	2928	602	602	602	5422	5567	5788
Miguel Pereira	85,21	25538	14474	4612	984	67	54	59	55	55	55	77	348	1985
Paty do Alferes	82,68	27769	22497	5927	877	72	72	72	72	45	12	82	547	2238
Pinheiral	296,86	25156	3153	9348	727	159	159	159	159	159	134	85	388	1534
Pirai	52,07	26314	1501	4375	236	55	23	23	20	20	20	25	86	543
Porto Real	326,95	19683	8587	6295	733	219	219	187	187	187	130	123	360	766
Quatis	44,72	14302	5814	2047	184	19	19	18	18	18	15	14	43	200
Resende	109,35	131341	64435	14943	3733	335	335	264	264	264	150	219	660	4521
Rio Claro	20,81	18529	1151	1072	43	0	0	0	0	0	0	1	5	67
Rio das Flores	17,9	9284	1775	528	41	6	6	6	6	6	6	6	32	65
Valença	55,06	71843	39251	5398	177	16	16	16	16	16	16	15	102	430
Vassouras	63,94	34410	18294	12293	1002	110	110	110	110	110	110	110	713	1955
Volta Redonda	1412,75	257803	75911	106388	11969	6674	6674	6674	6674	6674	4840	6325	7997	29758
BAIXADA FLUMINENSE														
Belford Roxo	6031,38	508013	192558	321406	183598	27510	9815	20657	8529	6475	6454	28277	36915	91161
Duque de Caxias	1828,51	919596	320629	393275	252518	31811	10466	21409	8781	9078	8037	27297	50281	203847
Engenheiro Paulo de Frontin	99,57	14002	2134	707	65	0	0	0	0	0	0	0	16	53
Guapimirim	142,7	60517	10270	9794	5392	1888	1257	1262	612	608	534	1999	2481	6706
Japeri	1166,37	104768	25343	33259	23733	5630	2066	3802	1868	1366	1366	6282	8208	16870
Magé	585,13	245071	47779	56256	33654	5851	3329	4204	1129	1355	1086	4739	8306	26785
Mesquita	4310,48	176103	45609	60228	19711	3043	602	2928	602	602	602	5422	5567	5788
Nilópolis	8117,62	162485	48991	76311	33991	16463	5792	10659	5792	5792	4585	15742	20476	20856
Nova Iguaçu	1527,6	821128	217320	260557	152777	27816	11039	19900	9496	9106	8698	26726	37281	118377
Paracambi	262,27	52257	3708	6819	2623	787	308	355	307	166	90	621	1046	2020
Queimados	1822,6	150319	39943	46238	37537	11327	3250	5555	2247	2247	2247	10495	13619	25342
São João de Meriti	13024,26	458673	156643	106539	87133	39568	20509	35479	20509	20509	15450	36060	51222	55805
Seropédica	275,53	78186	16800	20423	8483	3244	721	721	721	721	721	3236	4036	13693
BAIXADA LITORÂNEA														
Araruama	175,55	132400	3053	4265	2373	2186	450	450	268	308	450	2037	2373	3050
Armação dos Búzios	392,16	40532	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Arraial de Cabo	172,91	30349	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cabo Frio	453,75	223720	3647	3670	2933	2735	847	847	687	719	847	2775	2933	3647
Carapebús	43,36	17312	128	166	92	76	48	48	25	48	48	34	125	163
Casimiro de Abreu	76,71	44184	1092	1396	842	752	210	210	140	164	209	793	844	1151
Iguaba Grande	439,9	28310	366	366	318	247	169	169	114	169	169	289	318	366
Macaé	169,89	260497	6794	8399	4371	3895	1093	1112	567	555	555	4219	4944	11330
Quissamã	28,4	24700	320	371	296	267	71	71	38	95	71	204	305	325
Rio das Ostras	461,38	150674	502	799	458	394	261	261	94	134	136	249	502	2418
São Pedro da Aldeia	264,05	87875	714	749	672	637	56	56	37	56	56	677	672	714
Saquarema	209,96	74234	1561	2441	1319	1072	545	614	333	480	545	1031	1308	1564
Silva Jardim	22,77	21349	455	534	211	173	39	39	29	38	36	200	193	352

**Estimativa mensal, separada por REDECs, da
população afetada por inundações no ERJ em
valores percentuais**



IBGE (2010)			População Afetada por Inundações											
Municípios	Densidade Populacional	População	Janeiro	fevereiro	Março	Abril	Maior	Junho	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro	Dezembro
CAPITAL														
Rio de Janeiro	5265,82	6320446	28%	37%	11%	5%	2%	4%	2%	2%	2%	5%	7%	12%
COSTA VERDE														
Angra dos Reis	205,45	203785	7%	6%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%
Itaguaí	395,45	133019	10%	18%	5%	2%	1%	1%	1%	1%	0%	2%	3%	9%
Mangaratiba	102,29	44468	2%	3%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%
Paraty	40,57	43165	14%	6%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	2%
SUL														
Barra do Pirai	163,7	100374	17%	24%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	3%
Barra Mansa	324,84	184142	28%	30%	4%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	5%
Belford Roxo	6031,38	508013	38%	63%	36%	5%	2%	4%	2%	1%	1%	6%	7%	18%
Itatiaia	117,41	31805	52%	18%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	8%
Mendes	184,83	18614	6%	15%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	2%
Mesquita	4310,48	176103	26%	34%	11%	2%	0%	2%	0%	0%	0%	3%	3%	3%
Miguel Pereira	85,21	25538	57%	18%	4%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	8%
Paty do Alferes	82,68	27769	81%	21%	3%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	2%	8%
Pinheiral	296,86	25156	13%	37%	3%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	0%	2%	6%
Pirai	52,07	26314	6%	17%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	2%
Porto Real	326,95	19683	44%	32%	4%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	2%	4%
Quatis	44,72	14302	41%	14%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%
Resende	109,35	131341	49%	11%	3%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	3%
Rio Claro	20,81	18529	6%	6%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Rio das Flores	17,9	9284	19%	6%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%
Valença	55,06	71843	55%	8%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%
Vassouras	63,94	34410	53%	36%	3%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	2%	6%
Volta Redonda	1412,75	257803	29%	41%	5%	3%	3%	3%	3%	3%	2%	2%	3%	12%
BAIXADA FLUMINENSE														
Belford Roxo	6031,38	508013	38%	63%	36%	5%	2%	4%	2%	1%	1%	6%	7%	18%
Duque de Caxias	1828,51	919596	35%	43%	27%	3%	1%	2%	1%	1%	1%	3%	5%	22%
Engenheiro Paulo de Frontin	99,57	14002	15%	5%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Guapimirim	142,7	60517	17%	16%	9%	3%	2%	2%	1%	1%	1%	3%	4%	11%
Japeri	1166,37	104768	24%	32%	23%	5%	2%	4%	2%	1%	1%	6%	8%	16%
Magé	585,13	245071	19%	23%	14%	2%	1%	2%	0%	1%	0%	2%	3%	11%
Mesquita	4310,48	176103	26%	34%	11%	2%	0%	2%	0%	0%	0%	3%	3%	3%
Nilópolis	8117,62	162485	30%	47%	21%	10%	4%	7%	4%	4%	3%	10%	13%	13%
Nova Iguaçu	1527,6	821128	26%	32%	19%	3%	1%	2%	1%	1%	1%	3%	5%	14%
Paracambi	262,27	52257	7%	13%	5%	2%	1%	1%	1%	0%	0%	1%	2%	4%
Queimados	1822,6	150319	27%	31%	25%	8%	2%	4%	1%	1%	1%	7%	9%	17%
São João de Meriti	13024,26	458673	34%	23%	19%	9%	4%	8%	4%	4%	3%	8%	11%	12%
Seropédica	275,53	78186	21%	26%	11%	4%	1%	1%	1%	1%	1%	4%	5%	18%
BAIXADA LITORÂNEA														
Araruama	175,55	132400	2%	3%	2%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	2%	2%	2%
Armação dos Búzios	392,16	40532	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Arraial de Cabo	172,91	30349	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Cabo Frio	453,75	223720	2%	2%	1%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	1%	2%
Carapebús	43,36	17312	1%	1%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	1%
Casimiro de Abreu	76,71	44184	2%	3%	2%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	2%	2%	3%
Iguaba Grande	439,9	28310	1%	1%	1%	1%	1%	1%	0%	1%	1%	1%	1%	1%
Macaé	169,89	260497	3%	3%	2%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	2%	2%	4%
Quissamã	28,4	24700	1%	2%	1%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	1%	1%
Rio das Ostras	461,38	150674	0%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	2%
São Pedro da Aldeia	264,05	87875	1%	1%	1%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	1%	1%
Saquarema	209,96	74234	2%	3%	2%	1%	1%	1%	0%	1%	1%	1%	2%	2%
Silva Jardim	22,77	21349	2%	2%	1%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	1%	2%

