

# Avaliação da vulnerabilidade das Unidades de Conservação do Estado de Minas Gerais com base na análise integrada de dados geoespaciais.

João V. P. Sabino<sup>1</sup>

<sup>1</sup>PGSER – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE)  
Avenida dos Astronautas, 1.758 - Jd. Granja - São José dos Campos - SP - Brasil

Joao.sabino@inpe.br

**Abstract.** *This study assesses the vulnerability of federal and state Conservation Units (CUs) in Minas Gerais using the IPCC framework, which integrates exposure, sensitivity, and adaptive capacity. Two weighting methods were applied: Analytic Hierarchy Process (AHP) and data-driven Fuzzy AHP. Results highlight spatial patterns of vulnerability, particularly in northern and southwestern regions. FAHP captured greater statistical variability, while AHP produced more homogeneous outputs. Highly vulnerable CUs exhibited high exposure and sensitivity with low adaptive capacity, reinforcing the need for targeted management actions and territorially adapted public policies.*

**Resumo.** *Este estudo avalia a vulnerabilidade de Unidades de Conservação (UCs) federais e estaduais de Minas Gerais com base no modelo do IPCC, integrando os componentes exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa. Utilizam-se duas abordagens de ponderação: o método Analytic Hierarchy Process (AHP) e o Fuzzy AHP orientado a dados. Os resultados revelam padrões territoriais distintos de vulnerabilidade. O FAHP mostrou maior sensibilidade às variações estatísticas dos dados, enquanto o AHP suavizou contrastes. As UCs mais vulneráveis apresentaram alta exposição, alta sensibilidade e baixa capacidade adaptativa, indicando a necessidade de ações específicas de gestão e políticas públicas territorialmente ajustadas.*

## 1. Introdução

As Unidades de Conservação (UCs) são territórios legalmente instituídos com o objetivo de proteger a biodiversidade, assegurar a funcionalidade ecológica, garantir a oferta contínua de serviços ecossistêmicos, além de resguardar valores culturais associados (IUCN, 2008). Sua função estratégica vai além da conservação ambiental, abrangendo a mitigação de impactos decorrentes da fragmentação de habitats, da degradação do solo e das alterações no regime hidrológico e climático (Laurance et al., 2012; Juffe-Bignoli et al., 2014; UNEP-WCMC et al., 2018). No entanto, a integridade ecológica das UCs depende não só do respaldo jurídico, mas também da capacidade institucional, ecológica e territorial de responder às múltiplas pressões antrópicas que incidem sobre esses espaços (Naughton-Treves et al., 2005; Laurance et al., 2012).

No Brasil, o sistema de UCs é extenso e diverso, com aproximadamente 2,56 milhões de km<sup>2</sup> sob proteção legal em diferentes ecossistemas e jurisdições, o que representa

19,16% da área continental e 26,58% da zona marinha do território nacional. Minas Gerais, quarta maior unidade federativa brasileira, abriga 11,15% das UCs brasileiras, distribuídas entre as esferas federal (34,98%), estadual (41,49%) e municipal (23,53%), organizadas nas categorias de proteção integral (31,9%) e uso sustentável (68,1%), alocadas em três biomas distintos: mata atlântica (60,21%), cerrado (36,07%) e caatinga (3,71%). Esse panorama evidencia a importância de análises geoespaciais sistemáticas sobre a vulnerabilidade dessas unidades, considerando suas especificidades territoriais, institucionais e ecológicas. Compreender os graus de vulnerabilidade pode subsidiar estratégias mais eficazes de gestão, alocação de recursos e formulação de políticas públicas voltadas à conservação ambiental em um cenário de crescentes pressões antrópicas.

Nesse contexto, a avaliação da vulnerabilidade de UCs constitui um instrumento relevante para qualificar a intensidade dos impactos ambientais, especialmente em territórios marcados por ameaças multiescalares, como desmatamento, expansão urbana, mudanças climáticas e conflitos de uso do solo (Souza et al., 2023). Com base no modelo conceitual do Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC) (McCarthy et al., 2001), a vulnerabilidade é representada como função da interação entre exposição (EX), sensibilidade (SE) e capacidade adaptativa (CA). Essa estrutura metodológica tem sido amplamente aplicada em estudos ambientais, viabilizando a construção de índices e análises comparativas em diferentes contextos socioecológicos (Turner et al., 2003; Metzger et al., 2006; Lapola et al., 2020, Rorato et al., 2022, Wang et al., 2024).

Entre os desafios metodológicos associados à avaliação da vulnerabilidade, destaca-se a atribuição de pesos aos indicadores, etapa crucial da análise multicritério. O método Analytic Hierarchy Process (AHP) é amplamente utilizado para esse fim por sua estrutura lógica e pela capacidade de operacionalizar comparações entre múltiplos critérios de forma hierarquizada, permitindo aplicações mesmo em contextos com limitações de dados e conhecimento especializado. Sua popularidade decorre, em parte, da possibilidade de incorporar o conhecimento de especialistas por meio de comparações pareadas entre os critérios. No entanto, essa mesma característica pode ser considerado uma limitação metodológica, pois a subjetividade envolvida nos julgamentos pode comprometer a reprodutibilidade dos resultados, além da possibilidade de serem introduzidos vieses que afetam a robustez do modelo (Saaty, 1980; Ishizaka & Labib, 2009).

Em contraposição, abordagens baseadas em Fuzzy AHP orientada a dados substituem os julgamentos subjetivos por procedimentos sistemáticos, utilizando a razão entre médias dos valores normalizados dos critérios como base para a atribuição dos pesos. Essa estratégia reduz a arbitrariedade da ponderação e favorece a transparência analítica. Além disso, o uso de Números Fuzzy Triangulares (TFNs) permite incorporar a incerteza e a variabilidade natural das informações empíricas, conferindo maior robustez à modelagem multicritério (Wang & Elhag, 2006; Singh & Pal, 2020). Embora o FAHP orientado a dados demande maior disponibilidade de dados e capacidade de processamento, oferece ganhos potenciais em termos de representatividade estatística e transparência analítica (Singh & Pal, 2020; Wang & Elhag, 2006). No entanto, sua aplicação ainda é restrita, tanto pela complexidade computacional quanto pela menor consolidação na literatura aplicada (Kahraman et al., 2003).

O objetivo principal deste trabalho é avaliar a vulnerabilidade das Unidades de Conservação que estão totalmente contidas no estado de Minas Gerais e que são geridas em âmbito federal ou estadual. Para isso, propõe-se a construção e aplicação de uma matriz integrada de indicadores multiescalares, que representem de forma abrangente as dimensões de exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa das UCs, conforme o modelo conceitual do IPCC. Como objetivo secundário, de relevância analítica, pretende-se compreender de que modo diferentes estratégias de ponderação influenciam os padrões espaciais de vulnerabilidade obtidos. A comparação busca evidenciar as implicações práticas da escolha metodológica, sem, no entanto, assumir a superioridade de um método sobre o outro, reconhecendo que ambos apresentam potencialidades e limitações conforme o contexto de aplicação. Parte-se da premissa de que diferentes formas de ponderação podem influenciar os resultados obtidos, impactando diretamente estratégias de gestão e priorização territorial.

## **2. Procedimentos Metodológicos**

A metodologia foi inspirada na abordagem de Rorato et al. (2022), que aplicaram o referencial do IPCC para avaliar a vulnerabilidade de Terras Indígenas na Amazônia Legal, outra categoria específica de área protegida. Com base nesse referencial, o presente trabalho desenvolveu um conjunto de etapas integradas para a análise de vulnerabilidade das UCs de Minas Gerais. Inicialmente, foram definidos os critérios e indicadores associados a cada um dos três componentes (EX, SE e AC), com base na literatura especializada e na disponibilidade de dados geoespaciais. Em seguida, procedeu-se à normalização dos dados e à construção da matriz de indicadores. A atribuição de pesos foi realizada por dois métodos: (i) o AHP tradicional, com base em comparações pareadas, e (ii) o FAHP orientado a dados, com uso de razões entre médias dos indicadores normalizados e aplicação de Números Fuzzy Triangulares. Por fim, os índices foram integrados e analisados espacialmente, permitindo a comparação dos padrões de vulnerabilidade obtidos com cada abordagem.

### **4.1. Área de estudo e definição das unidades de análise**

O presente estudo tem como área de abrangência o estado de Minas Gerais, localizado na Região Sudeste do Brasil, que se destaca por sua diversidade ecológica, preocupante cobertura vegetal remanescente e sobreposição de diferentes biomas: o Cerrado, a Mata Atlântica e, em menor proporção, a Caatinga. O território mineiro abriga um conjunto significativo de UCs, distribuídas entre esferas federal, estadual e municipal, sendo que este estudo considera apenas as UCs sob gestão federal e estadual, e classificadas segundo o Sistema Nacional de Unidades de Conservação (SNUC) como de proteção integral ou de uso sustentável. Cada UC será avaliada individualmente quanto à vulnerabilidade, exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa, baseando-se na análise de suas características internas, nos condicionantes de seu entorno imediato. Esse entorno é definido a partir dos municípios que interceptam sua zona de amortecimento, estabelecida por um buffer de 3 km ao redor dos limites da UC. Essa distância segue diretriz adotada pelo Instituto Estadual de Florestas de Minas Gerais (IEF), utilizada como referência técnica para delimitação de zonas de amortecimento no estado, com o objetivo de padronizar a análise de influências antrópicas e ecológicas em áreas contíguas às unidades de conservação.

## 4.1. Seleção, organização e operacionalização dos indicadores

### 4.1.1 Seleção dos indicadores

A seleção dos indicadores foi orientada por critérios de disponibilidade pública, coerência com o referencial teórico, cobertura espacial necessária e possibilidade de integração em ambiente SIG. Cada componente da vulnerabilidade foi estruturado com base em diferentes escalas de análise: atributos internos à UC, dados municipais para a zona de amortecimento, e recortes institucionais e ecológicos em nível regional. Os dados foram extraídos de fontes como o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), a Infraestrutura de Dados Espaciais do Sistema Estadual de Meio Ambiente (IDE-SISEMA), o Banco de Dados de Queimadas (BDQueimadas), o Projeto de Monitoramento do Desmatamento na Amazônia Legal por Satélite (PRODES), o Sistema de Informações sobre Recursos Hídricos de Minas Gerais (SIGRH-MG), entre outras.

A organização dos indicadores foi feita em três blocos temáticos — exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa — cada um subdividido, quando possível, por dimensões analíticas (demográficas, ecológicas, institucionais, etc.). Scripts desenvolvidos em Python automatizaram o pré-processamento dos dados espaciais, a normalização dos valores e a integração dos resultados em estrutura tabular e cartográfica. Todo o processamento foi realizado em ambiente de nuvem e banco de dados espacial da infraestrutura computacional do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), com suporte do Brazil Data Cube (BDC), garantindo reprodutibilidade, eficiência e segurança na manipulação dos grandes volumes de dados envolvidos. A lista das variáveis escolhidas para cada componente é apresentada na Tabela 1.

**Tabela 1. Variáveis escolhidas para cada componente (EX: Exposição; SE: Sensibilidade; CA: Capacidade Adaptativa).**

Componente	Dimensão	Indicador	Quantificação	Fonte
EX	Demografia	População	População total em 2022	IBGE
	Demografia	Taxa de crescimento	Taxa de crescimento populacional entre 2010 e 2022	IBGE
	Demografia	Densidade demográfica	Pessoas por km <sup>2</sup> em 2022	IBGE
	Mineração	Requerimentos minerários	Quantidade de títulos minerários	IDE/SISEMA
	Uso da Água	Outorgas de uso da água	Número de outorgas emitidas	IDE/SISEMA
	Infraestrutura	Densidade de rodovias	Comprimento total de rodovias por área de análise (km/km <sup>2</sup> )	IDE/SISEMA
	Infraestrutura	Densidade de ferrovias	Comprimento total de ferrovias por área de análise (km/km <sup>2</sup> )	IDE/SISEMA
	Infraestrutura	Densidade de dutovias	Comprimento total de dutovias por área de análise (km/km <sup>2</sup> )	IDE/SISEMA
	Infrações	Quantidade de Infrações ambientais	Número de infrações ambientais registradas	INDE

	Infraestrutura	Linhas de transmissão	Densidade de linhas de transmissão por área de análise (km/km <sup>2</sup> )	IDE/SISEMA
	Fogo	Queimadas	Total de focos de incendio em 2022	BDQUEIMADAS
	Cobertura Vegetal	Vegetação nativa	Proporção de área de vegetação nativa por área de análise	PRODES
	Taxa de desmatamento	Impacto na vegetação	Taxa de desmatamento na área de análise	PRODES
SE	Forma da UC	Fator de forma	$Ic = \text{Perímetro} / \text{Perímetros de um círculo com a mesma área}$	IDE/SISEMA
	Forma da UC	Perímetro da UC	Valor em Km do perímetro	IDE/SISEMA
	Mineração	Requerimentos minerários	Quantidade de títulos minerários	IDE/SISEMA
	Uso da Água	Outorgas de uso da água	Outorgas dentro da UC	IDE/SISEMA
	Infraestrutura	Densidade de rodovias	km de rodovias por km <sup>2</sup>	IDE/SISEMA
	Infraestrutura	Densidade de ferrovias	km de ferrovias por km <sup>2</sup>	IDE/SISEMA
	Infraestrutura	Densidade de dutovias	km de dutovias por km <sup>2</sup>	IDE/SISEMA
	Infraestrutura	Densidade de linhas de transmissão	km de linhas de transmissão por km <sup>2</sup>	IDE/SISEMA
	Incêndios	Focos de queimadas	Número de focos de queimadas na UC	BDQUEIMADAS
	Infrações	Quantidade de Infrações ambientais	Número de infrações	INDE
	Cobertura Vegetal	Proporção de vegetação nativa	Proporção de vegetação nativa na UC	PRODES
	Taxa de desmatamento	Intensidade da supressão da vegetação nativa	Taxa de desmatamento na área de análise	PRODES
	Aspectos Sociais	Populações tradicionais	Ausência de populações tradicionais	IDE/SISEMA
	CA	Coleta de esgoto	Coleta de esgoto nos municípios	Presença ou ausência
Permanência escolar		Permanência escolar média	Porcentagem de alunos que terminaram o ensino médio	IDEB
Programas de Educação Ambiental		Participação municipal em programas de educação ambiental	Presença ou ausência	IDE/SISEMA
Coleta de resíduos sólidos		Coleta de resíduos sólidos nos municípios	Porcentagem	IDE/SISEMA
Presença de órgão ambiental municipal		Presença de órgão de meio ambiente no município	Presença ou Ausência	IDE/SISEMA
Vegetação nativa		Porcentagem de vegetação nativa	Quantidade de vegetação nativa preservada na UC	IDE/SISEMA

#### 4.1.2 Normalização, ponderação e atribuição dos pesos

Como os atributos selecionados apresentam naturezas e escalas distintas, como densidades, quantidades absolutas, proporções e variáveis binárias, todos os dados foram submetidos a um processo de padronização e normalização. Para isso, adotou-se

o método Min-Max, que transforma os valores originais para uma escala comum entre 0 e 1, conforme a fórmula:

$$x_j = (v_j - \min_j) / (\max_j - \min_j)$$

em que:

$v_j$  é o valor original do atributo  $j$ ;

$\min_j$  e  $\max_j$  são os valores mínimo e máximo do atributo  $j$  entre todas as UCs ou unidades espaciais consideradas. Esse processo é essencial para garantir a comparabilidade entre indicadores de diferentes unidades e ordens de grandeza, além de preservar a proporcionalidade entre os valores durante a agregação ponderada.

Na etapa seguinte, os pesos dos indicadores foram atribuídos por dois métodos distintos. O primeiro, o Analytic Hierarchy Process (AHP), baseou-se em comparações pareadas elaboradas a partir de julgamento técnico, revisão bibliográfica e testes exploratórios, garantindo coerência por meio da razão de consistência, que avalia se as comparações feitas entre os critérios mantêm uma lógica coerente. Esse índice, derivado do autovetor principal da matriz de comparação, indica a confiabilidade das preferências atribuídas; valores abaixo de 0,1 são geralmente considerados aceitáveis. O segundo, o Fuzzy AHP orientado a dados, utilizou razões entre médias normalizadas dos indicadores para construir a matriz de comparações, substituindo os julgamentos subjetivos por relações quantitativas observadas nos dados. Para incorporar a incerteza inerente às variações dos dados empíricos, empregaram-se números fuzzy triangulares (TFNs), que representam cada comparação como um intervalo com valor mínimo, médio e máximo. Essa abordagem permite captar melhor a variabilidade natural dos dados e confere maior robustez à atribuição de pesos, aumentando a representatividade empírica do modelo.

#### 4.1.3 Fórmulas e componentes da análise

O índice de vulnerabilidade foi obtido com base na equação adaptada da aplicação de Rorato et al. (2022):  $V = (EX + SE + (1 - AC)) / 3$ , onde EX representa o índice de exposição, SE o índice de sensibilidade e AC o índice de capacidade adaptativa.

O índice EX será calculado como uma média ponderada dos valores de exposição dos municípios que interceptam a zona de amortecimento da UC. Cada valor  $EX_i$  representa o índice de exposição do município  $i$ , resultante da média ponderada dos dados normalizados dos atributos selecionados, com pesos atribuídos via método AHP. A ponderação espacial considera a área  $A_i$  de interseção entre o município  $i$  e a zona de amortecimento da UC. A fórmula utilizada é:

$$EX = \Sigma (EX_i \times A_i) / \Sigma A_i$$

Com:

$EX_i = \Sigma (x_j \times w_j) / \Sigma w_j$ , em que  $x_j$  é o valor normalizado do atributo  $j$  no município  $i$ , e  $w_j$  é o peso definido pelo AHP para o atributo  $j$ ;

$A_i$  = área do município  $i$  que intercepta a zona de amortecimento da UC.

Ou seja:

**EX<sub>i</sub>**: índice de exposição composto do município **i**, calculado a partir da média ponderada dos atributos normalizados;

**A<sub>i</sub>**: proporção espacial de interseção entre o município **i** e a zona de amortecimento da UC, utilizada como fator de ponderação espacial.

O componente SE, que se refere às características internas de cada UC — tais como fator de forma, densidade de infraestrutura, cobertura vegetal, presença de áreas legalmente protegidas, incidência de queimadas e proximidade de cavernas — será calculado com base na média ponderada dos dados normalizados de cada atributo, com pesos atribuídos por meio do método AHP. A fórmula utilizada é:

$$SE = \Sigma (S_j \times W_j) / \Sigma W_j$$

Com:

**S<sub>j</sub>**: valor do atributo **j** normalizado para a UC, calculado segundo a fórmula  $S_j = (v_j - \min_j) / (\max_j - \min_j)$ , em que **v<sub>j</sub>** é o valor bruto do atributo **j**, e **min<sub>j</sub>** e **max<sub>j</sub>** são os valores mínimo e máximo observados para esse atributo no conjunto de UCs;

**W<sub>j</sub>**: peso atribuído ao atributo **j** com base no AHP.

Ou seja, o índice de sensibilidade de cada UC resulta da média ponderada dos seus atributos internos, considerando sua relevância relativa definida pelo método AHP. Como os dados são exclusivos da própria unidade, não há necessidade de agregação espacial adicional.

Já o componente AC será calculado com base na média ponderada dos dados normalizados de cada indicador, com pesos definidos por meio do método AHP. No entanto, como os indicadores de capacidade adaptativa estão distribuídos em diferentes escalas — incluindo o nível da UC, dos municípios do entorno e de recortes regionais como biomas e bacias hidrográficas — será necessário aplicar uma ponderação adicional que considere o nível de abrangência de cada indicador. Dessa forma, a agregação final de AC levará em conta não apenas a importância relativa dos atributos (via AHP), mas também sua escala de análise, garantindo equilíbrio entre fatores locais e regionais na composição do índice. A fórmula utilizada é:

$$AC = \Sigma (A_k \times P_k \times E_k) / \Sigma (P_k \times E_k)$$

em que:

**A<sub>k</sub>** é o valor do atributo **k** (normalizado);

**P<sub>k</sub>** é o peso do atributo **k** definido pelo AHP;

**E<sub>k</sub>** é o fator de ponderação adicional associado à escala de análise do atributo **k** (local, municipal ou regional).

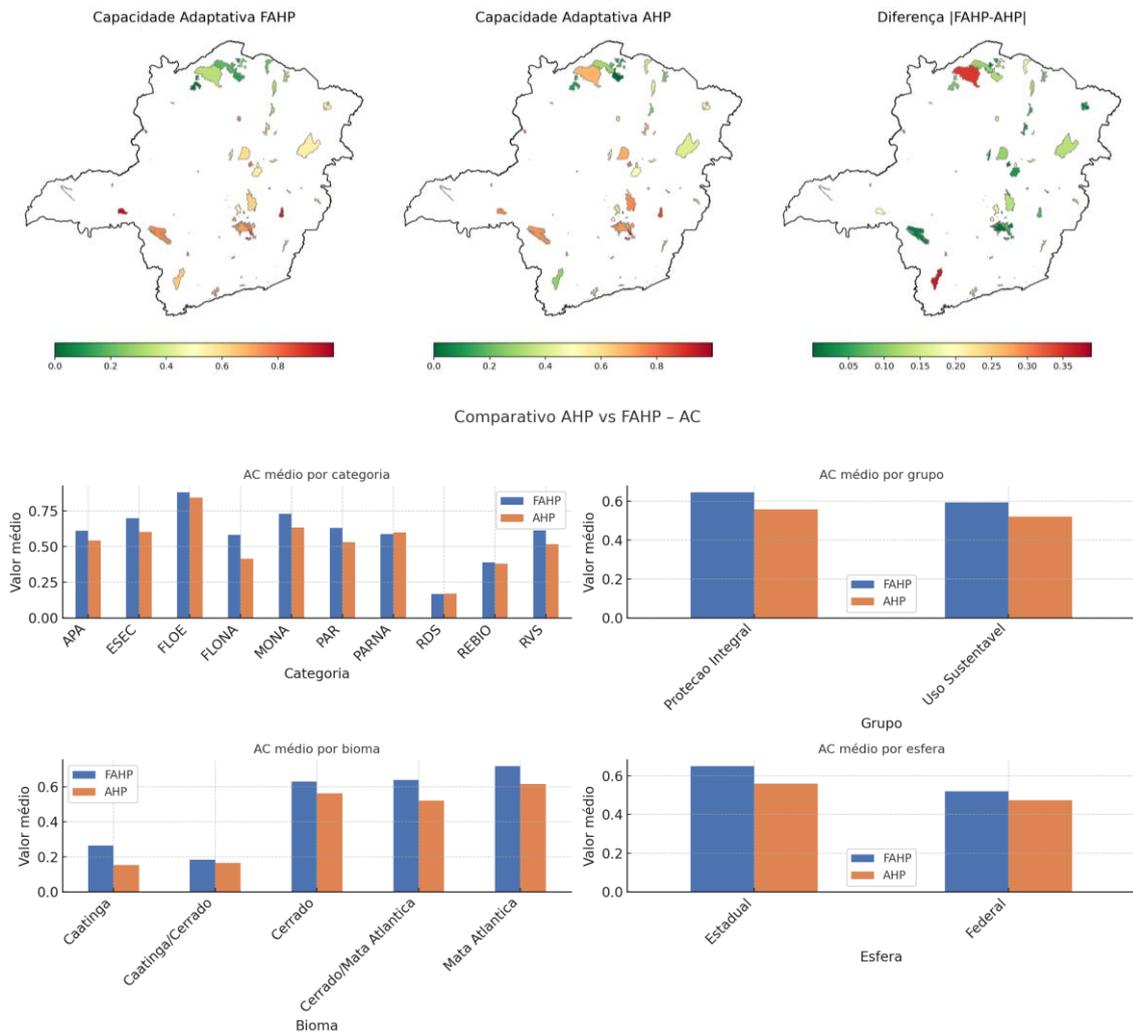
### **3. Resultados**

Os resultados obtidos a partir da aplicação dos métodos AHP e FAHP permitiram identificar padrões distintos de exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa entre as Unidades de Conservação (UCs) de Minas Gerais. As análises comparativas entre os dois métodos foram realizadas a partir de mapas temáticos, da tabela de atributos do *shapefile* final e de gráficos de dispersão e diferença absoluta, permitindo avaliar os valores obtidos e a variação espacial das diferenças entre os modelos. O uso de ambos os métodos possibilitou também uma análise mais precisa das distinções entre categorias de manejo (proteção integral e uso sustentável), entre esferas administrativas (federal e estadual) e entre recortes territoriais do estado.

#### **4.1. Capacidade adaptativa**

A análise da capacidade adaptativa evidenciou que as Unidades de Conservação que apresentaram os maiores índices nesse componente foram aquelas com melhor desempenho nos seguintes indicadores: cobertura de coleta de esgoto, permanência escolar dos jovens, implementação de programas de educação ambiental, eficiência na coleta de resíduos sólidos, presença de órgão ambiental municipal atuante e maior proporção de vegetação nativa remanescente. A Floresta Estadual do Uaimii registrou um dos maiores índices (capacidade adaptativa FAHP: 0,880; AHP: 0,953), seguida pelo Parque Estadual do Rio Doce (FAHP: 0,795; AHP: 0,846). Em contraposição, a RDS Nascentes Geraizeiras apresentou valores reduzidos (FAHP: 0,166; AHP: 0,231), assim como a APA Cochá e Gibão (FAHP: 0,250; AHP: 0,316).

O método FAHP apresentou maior variação interna entre as UCs, evidenciando diferenças mais nítidas em função da distribuição estatística dos dados. UCs com instrumentos de gestão implementados, boa cobertura de saneamento e inserção em contextos com elevada densidade de áreas protegidas se destacaram positivamente. Já o AHP apresentou uma distribuição mais homogênea, suavizando as distinções. A diferença absoluta entre os métodos ultrapassou 0,35 em UCs situadas na Serra do Cipó, no Espinhaço e em mosaicos ecológicos intermunicipais. As UCs de proteção integral apresentaram, em média, índices superiores de capacidade adaptativa, refletindo maior presença de instrumentos de gestão consolidados. Essa tendência foi mais evidente no FAHP. Em contrapartida, as UCs de uso sustentável apresentaram lacunas institucionais significativas. As UCs federais, de modo geral, demonstraram maior capacidade adaptativa, sobretudo nos indicadores de governança, enquanto as estaduais apresentaram maior heterogeneidade, especialmente em áreas periféricas.

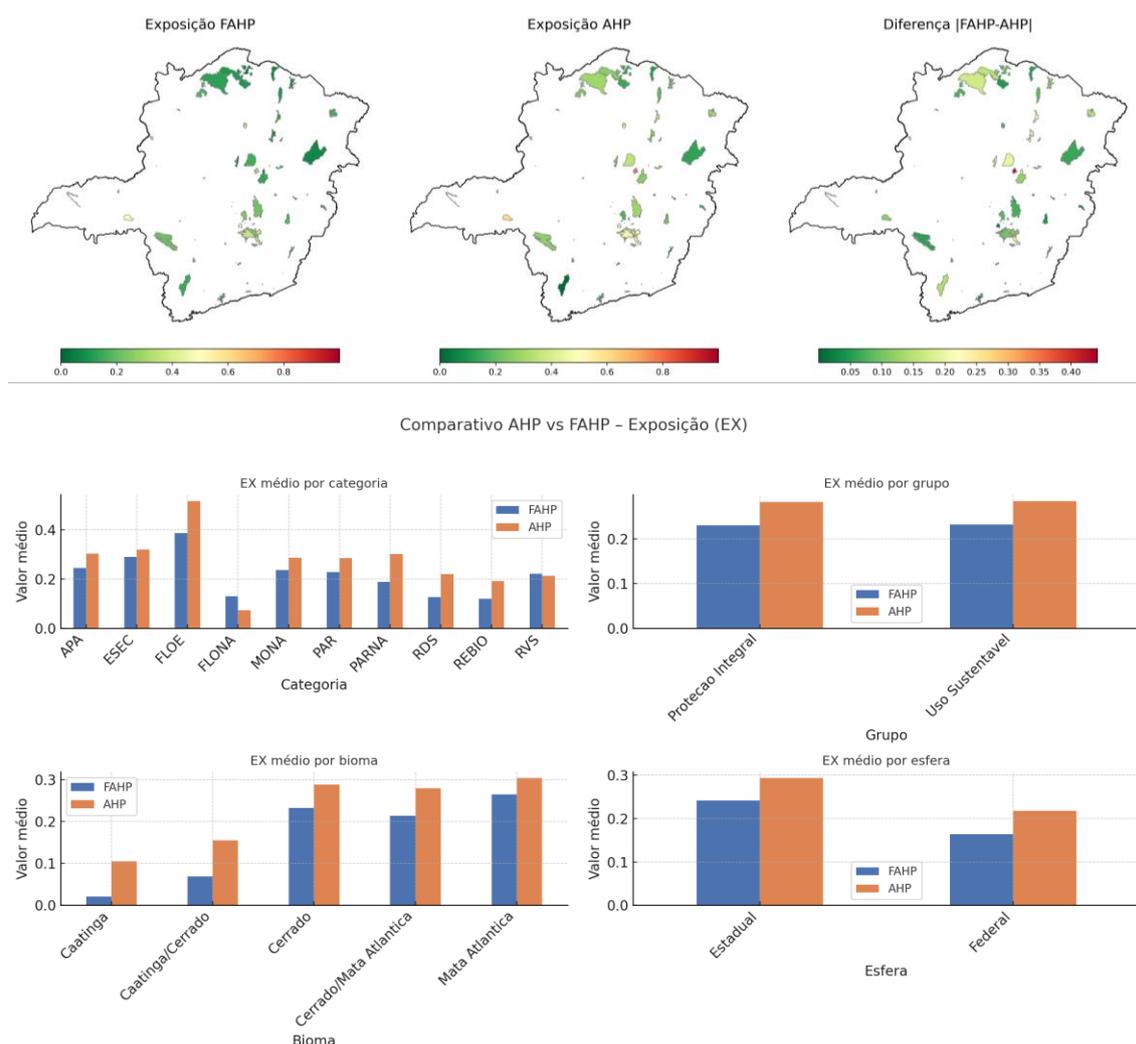


**Figura 2. Capacidade Adaptativa das Unidades de Minas Gerais (Fonte: Elaborado pelo autor)**

#### 4.1. Exposição

O A análise da exposição — que considera indicadores como densidade populacional, infraestrutura linear, outorgas de uso da água e requerimentos minerários — evidenciou padrões espaciais coerentes com os principais vetores de pressão antrópica no estado. As UCs mais expostas localizam-se no Triângulo Mineiro, na Região Metropolitana de Belo Horizonte (RMBH), no Vale do Aço e em porções do norte e nordeste mineiro. A APA do Rio Pandeiros apresentou valores elevados (exposição FAHP: 0,828; AHP: 0,710), seguida pela APA Cochá e Gibão (FAHP: 0,780; AHP: 0,652) e pela FLONA de Paraopeba (FAHP: 0,648; AHP: 0,602). As menores exposições foram observadas no Parque Estadual do Rio Doce (FAHP: 0,201; AHP: 0,248), na RPPN Mata do Açude (FAHP: 0,160; AHP: 0,191) e no Parque Estadual da Serra do Rola-Moça (FAHP: 0,262; AHP: 0,312).

O FAHP destacou melhor os contrastes regionais por atribuir pesos mais altos a variáveis com distribuição desigual. O AHP, com pesos uniformes, produziu uma cartografia mais homogênea. As UCs de uso sustentável apresentaram, em geral, os maiores índices de exposição, refletindo permissividade institucional e ausência de contenção territorial. UCs de proteção integral, inseridas em mosaicos ecológicos ou áreas remotas, demonstraram menor exposição. As maiores discrepâncias entre os métodos foram identificadas em categorias como APA e FLONA, nos biomas Caatinga e Cerrado.

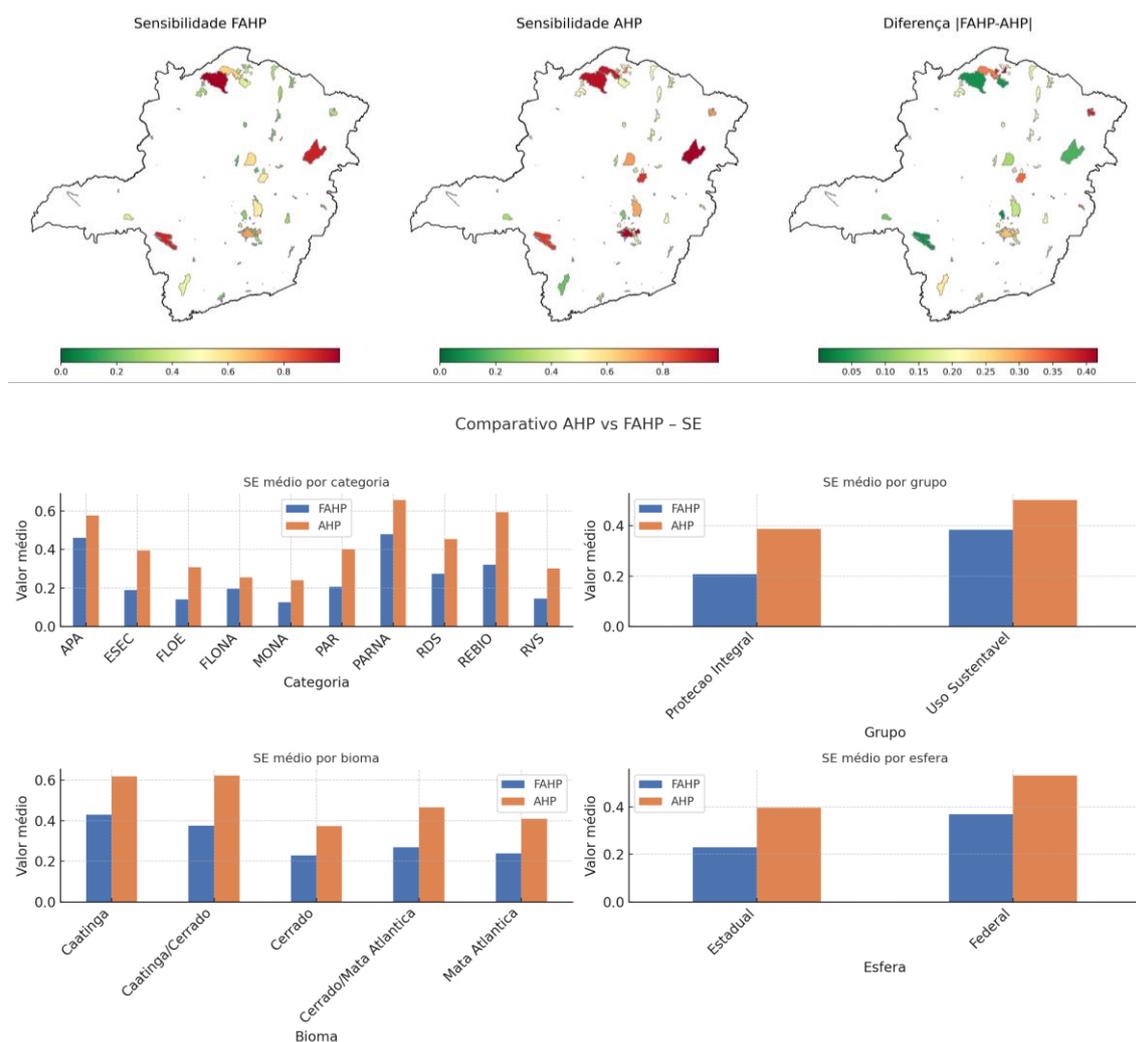


**Figura 2. Exposição das Unidades de Conservação de Minas Gerais (Fonte: Elaborado pelo autor)**

#### 4.1. Sensibilidade

O componente de sensibilidade — relacionado à suscetibilidade ecológica e presença de fatores de estresse como queimadas, mineração, infraestrutura linear e passivos ambientais — apresentou alta variabilidade regional. A FLONA de Paracatu demonstrou elevada sensibilidade (FAHP: 0,713; AHP: 0,694), acompanhada da APA do Rio São Francisco (FAHP: 0,712; AHP: 0,671) e da RDS Nascentes Geraizeiras

(FAHP: 0,709; AHP: 0,673). Em oposição, destacaram-se a RPPN Mata do Açude (FAHP: 0,190; AHP: 0,248), o Parque Estadual do Itacolomi (FAHP: 0,206; AHP: 0,239) e a Floresta Estadual do Uaimii (FAHP: 0,141; AHP: 0,198). O FAHP evidenciou essas variações locais com maior clareza, enquanto o AHP concentrou os valores em faixas mais homogêneas. A diferença entre os métodos chegou a ultrapassar 0,40 em UCs estaduais de uso sustentável em áreas de transição ou de uso intensivo do solo. Os maiores valores médios de sensibilidade foram observados nos biomas Caatinga e Cerrado, que combinam fragilidade ecológica com ausência de políticas ambientais efetivas. UCs com infraestrutura densa e baixa cobertura vegetal nativa foram particularmente afetadas.



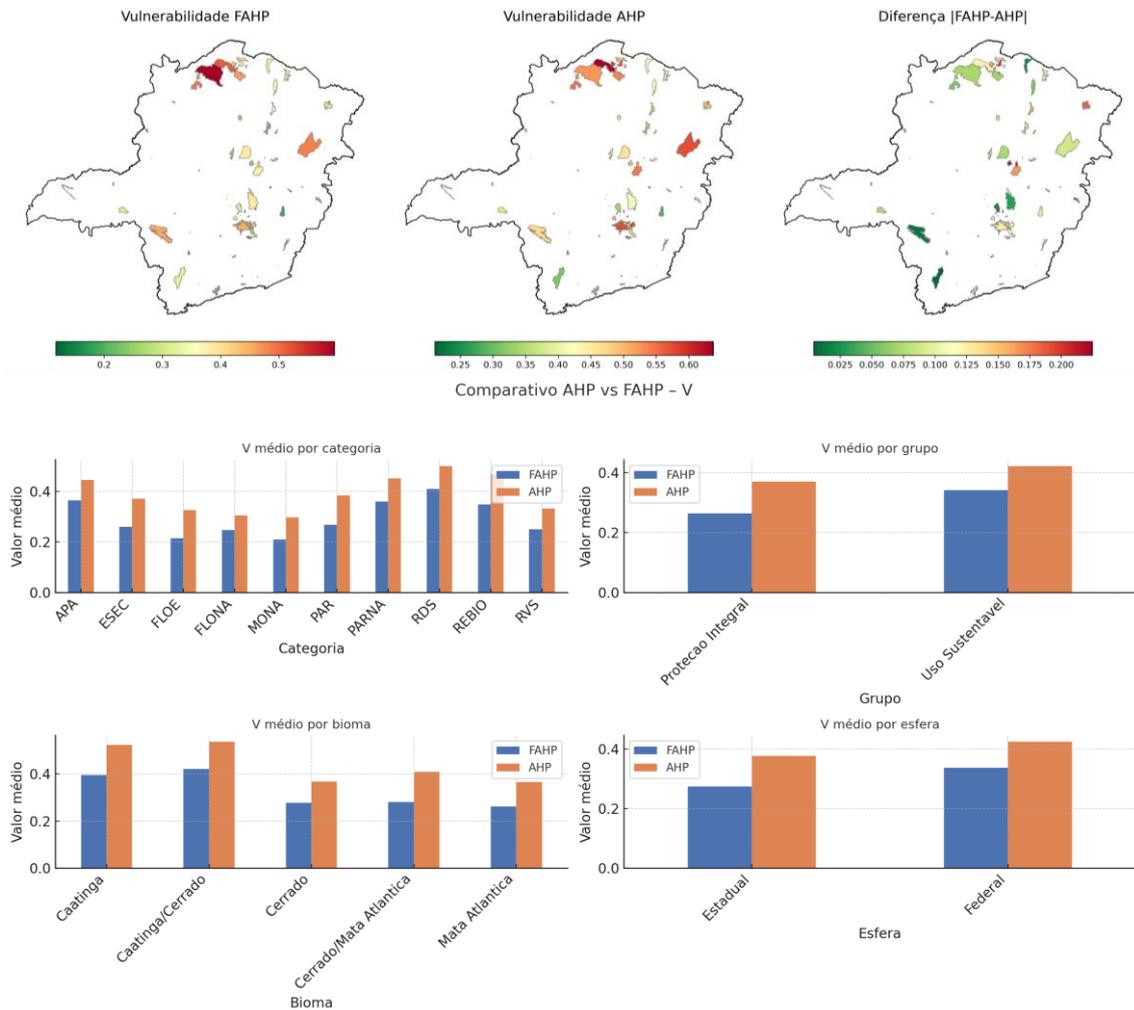
**Figura 2. Sensibilidade das Unidades de Conservação de Minas Gerais (Fonte: Elaborado pelo autor)**

#### 4.1. Vulnerabilidade

A integração dos três componentes — exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa — permitiu identificar as UCs mais vulneráveis de Minas Gerais. As regiões mais críticas incluem o norte do estado (transição entre Cerrado e Caatinga), o sudoeste (com

pressão antrópica intensa) e os arredores da RMBH (com urbanização acelerada). As UCs mais vulneráveis foram a RDS Nascentes Geraizeiras (FAHP: 0,714; AHP: 0,682), a APA Cochá e Gibão (FAHP: 0,710; AHP: 0,692), a FLONA de Paracatu (FAHP: 0,667; AHP: 0,615) e a APA da Lagoa Santa (FAHP: 0,632; AHP: 0,601). Essas unidades apresentaram elevada exposição e sensibilidade associadas à baixa capacidade adaptativa. Entre as UCs com menor vulnerabilidade destacam-se a RPPN Mata do Açude (FAHP: 0,113; AHP: 0,132), o Parque Estadual do Rio Doce (FAHP: 0,154; AHP: 0,167), o Parque Estadual do Itacolomi (FAHP: 0,202; AHP: 0,221) e a Floresta Estadual do Uaimii (FAHP: 0,199; AHP: 0,239), que combinaram baixa exposição, baixa sensibilidade e alta capacidade adaptativa.

O FAHP apresentou maior capacidade de captar essas variações por incorporar a variabilidade estatística dos indicadores. Já o AHP suavizou extremos e distribuições heterogêneas. Ambos os métodos, no entanto, apontam para a urgência de políticas territoriais diferenciadas e ações institucionais direcionadas às UCs estaduais em áreas críticas. Os fatores mais determinantes para os altos índices de vulnerabilidade foram a elevada densidade populacional, a presença de requerimentos minerários, as taxas de desmatamento e a ausência de instrumentos de gestão e infraestrutura ambiental. A análise reforça a importância da articulação interinstitucional e da integração regional como medidas estratégicas para mitigar a vulnerabilidade das UCs em Minas Gerais.



**Figura 2. Vulnerabilidade das Unidades de Conservação de Minas Gerais**  
(Fonte: Elaborado pelo autor)

#### 4. Conclusão

A análise integrada da exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa das Unidades de Conservação de Minas Gerais evidenciou padrões territoriais de vulnerabilidade que refletem desigualdades estruturais, institucionais e ecológicas. A metodologia aplicada permitiu destacar não apenas as regiões mais críticas do estado, como o norte mineiro, o sudoeste e os arredores da RMBH, mas também os fatores específicos que tornam determinadas UCs mais suscetíveis a pressões ambientais e sociais. A comparação entre os métodos AHP e FAHP revelou que o modelo Fuzzy oferece maior sensibilidade à variabilidade dos dados, possibilitando a identificação de contrastes mais agudos entre as UCs. Essa característica torna o FAHP especialmente útil em contextos onde os indicadores possuem ampla dispersão estatística ou quando se deseja evidenciar situações-limite. O AHP, por sua vez, tende a suavizar os extremos e uniformizar os resultados, o que pode ser benéfico em análises comparativas padronizadas ou em bases de dados menos heterogêneas.

Os resultados demonstraram que UCs com maior capacidade adaptativa concentram-se em regiões com melhor infraestrutura de saneamento, educação ambiental consolidada, presença de instituições ambientais locais e elevada cobertura vegetal remanescente. Em contrapartida, as unidades mais vulneráveis reúnem simultaneamente alta exposição e sensibilidade, associadas à carência de mecanismos institucionais efetivos. A vulnerabilidade ambiental das UCs estaduais de uso sustentável se destacou negativamente, especialmente em áreas de fronteira agrícola, expansão urbana e zonas de transição ecológica. Esses achados apontam para a necessidade de políticas públicas específicas, voltadas ao fortalecimento institucional dessas unidades, à implementação de instrumentos de planejamento e à ampliação da articulação com os municípios e demais esferas de governança.

Por fim, este estudo reforça a relevância do uso de abordagens multicritério e orientadas por dados na avaliação de vulnerabilidade ambiental, oferecendo subsídios técnicos para ações de conservação mais equitativas e territorialmente ajustadas à realidade das Unidades de Conservação em Minas Gerais.

## 5. References

- IUCN (2008). *Guidelines for Applying Protected Area Management Categories*. Gland, Switzerland: IUCN.
- Juffe-Bignoli, D. et al. (2014). *Protected Planet Report 2014: Tracking progress towards global targets for protected areas*. UNEP-WCMC.
- Kahraman, C., Cebeci, U., & Ulukan, Z. (2003) “Multi-criteria supplier selection using fuzzy AHP”, *Logistics Information Management*, 16(6), pp. 382–394. <https://doi.org/10.1108/09576050310503367>
- Lapola, D. M. et al. (2020) “Limiting the environmental impact of Brazil’s Amazon soy moratorium”, *Nature Sustainability*, 3, pp. 302–308.
- Laurance, W. F. et al. (2012) “Predicting the impacts of global warming on biodiversity”, *Biotropica*, 44(3), pp. 276–284.
- McCarthy, J. J. et al. (2001) “Climate Change 2001: Impacts, Adaptation, and Vulnerability”, *IPCC Third Assessment Report*.
- Metzger, J. P. et al. (2006) “Brazilian protected areas: An analysis of the 2002 status”, *Environmental Conservation*, 33(2), pp. 160–167.
- Naughton-Treves, L., Holland, M. B., & Brandon, K. (2005) “The role of protected areas in conserving biodiversity and sustaining local livelihoods”, *Annual Review of Environment and Resources*, 30, pp. 219–252.
- Rorato, A. C., dos Santos, R. O., Siqueira-Gay, J., & Sánchez, L. E. (2022) “A spatially explicit vulnerability assessment of Indigenous Lands in the Brazilian Amazon”, *Environmental Science & Policy*, 132, pp. 43–55.
- Saaty, T. L. (1980) *The Analytic Hierarchy Process*, McGraw-Hill, New York.
- Singh, P., & Pal, B. (2020) “A novel framework for flood vulnerability assessment using fuzzy AHP and GIS: A case study from India”, *Natural Hazards*, 104, pp. 391–413.

- Souza, D. O. de; Lima, M. A. de; Ferreira, M. C. (2023) “Vulnerabilidade ambiental em Unidades de Conservação na Amazônia Legal: uma análise multiescalar”, *Revista do Departamento de Geografia*, 45, pp. 1–19. <https://doi.org/10.11606/rdg.v45i0.194462>
- Turner, B. L. et al. (2003) “A framework for vulnerability analysis in sustainability science”, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 100(14), pp. 8074–8079.
- UNEP-WCMC; IUCN; NGS (2018). *Protected Planet Report 2018*. Cambridge, UK: UNEP-WCMC and IUCN.
- Wang, Y. M., & Elhag, T. M. S. (2006) “Fuzzy TOPSIS method based on alpha level sets with an application to bridge risk assessment”, *Expert Systems with Applications*, 31(2), pp. 309–319.
- Ishizaka, A., & Labib, A. (2009) “Analytic Hierarchy Process and Expert Choice: Benefits and limitations”, *OR Insight*, 22(4), pp. 201–220.