

UNIVERSIDADE ESTADUAL DO SUDOESTE DA BAHIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS FLORESTAIS

**MONITORAMENTO DA DESERTIFICAÇÃO E DO BALANÇO
HIDROLÓGICO DE BACIAS HIDROGRÁFICAS**

THEILON HENRIQUE DE JESUS MACÊDO

VITÓRIA DA CONQUISTA – BA
BAHIA – BRASIL
JULHO – 2021

THEILON HENRIQUE DE JESUS MACÊDO

**MONITORAMENTO DA DESERTIFICAÇÃO E DO BALANÇO
HIDROLÓGICO DE BACIAS HIDROGRÁFICAS**

Dissertação apresentada à Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais, para a obtenção do título de Mestre.

Orientador: Prof. Dr. Cristiano Tagliaferre (UESB)

VITÓRIA DA CONQUISTA – BA
BAHIA – BRASIL
JULHO – 2021

M125m Macêdo, Theilon Henrique de Jesus.

Monitoramento da desertificação e do balanço hidrológico de bacias hidrográficas. / Theilon Henrique de Jesus Macêdo, 2021. 61f.

Orientador (a): Dr. Cristiano Tagliaferre.

Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia, Programa de Pós-graduação em Ciências Florestais, Vitória da Conquista, 2021.

Inclui referências. 52 - 56.

1. Uso do solo – Variáveis hidroclimáticas. 2. Modelo MEDALUS – Bacia hidrográfica. 3. Google Earth Engine. I. Tagliaferre, Cristiano. II. Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia, Programa de Pós- Graduação em Ciências Florestais. III. T.

CDD: 333.73

THEILON HENRIQUE DE JESUS MACÊDO

**MONITORAMENTO DA DESERTIFICAÇÃO E DO BALANÇO
HIDROLÓGICO DE BACIAS HIDROGRÁFICAS**

Dissertação apresentada à Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais, para a obtenção do título de Mestre.

Aprovada em: 23 de julho de 2021.

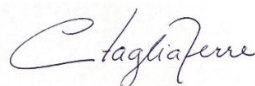
Comissão Examinadora:



Prof. Odair Lacerda Lemos (D.Sc., Agronomia) – UESB



Prof. Felizardo Adenilson Rocha (D.Sc., Engenharia Agrícola) – IFBA



Prof. Cristiano Tagliaferre (D.Sc., Engenharia Agrícola) – UESB
Orientador

Different roads sometimes lead to the same castle.
(Jon Snow)

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por tudo.

Aos meus pais, Maria e Dilson (*in memoriam*), e aos meus irmãos, por todo apoio e carinho.

Aos meus padrinhos, Izani, Sofia e Antônio, por toda a ajuda.

À Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia, *Campus* de Vitória da Conquista, pela oportunidade de desenvolvimento profissional.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pela concessão de bolsa de estudo.

Ao meu orientador, Cristiano Tagliaferre, por toda transmissão de conhecimentos, liberdade de trabalho e apoio nas escolhas durante a execução do estudo.

Ao professor Alessandro, por todo apoio, orientação e auxílio durante todo o trabalho.

Ao Kaique e à sua família, pela amizade durante essa última década e, especialmente, nestes últimos meses.

Aos colegas do PPGCIFLOR, por todos os momentos de descontração, força e ajuda.

Aos professores da banca de defesa, Felizardo Adenilson Rocha e Odair Lacerda Lemos, pela disponibilidade e solicitude de participarem deste momento.

Às comunidades de R e Google Earth Engine, pelo compartilhamento dos conhecimentos que possibilitaram a execução deste trabalho.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
2. REVISÃO DE LITERATURA	3
2.1. Desertificação como agente de degradação socioambiental	3
2.2. Monitoramento do regime hídrico de bacias e da susceptibilidade à desertificação via Sensoriamento Remoto	4
2.3. Análise de sensibilidade à desertificação em bacias hidrográficas	5
2.4. Relação entre vegetação, cobertura do solo e vazão de bacias hidrográficas	6
2.5. Bases digitais e ferramentas de geoprocessamento	8
3. REFERÊNCIAS	10
4. ARTIGOS CIENTÍFICOS	15
4.1. Artigo 1	15
4.2. Artigo 2	36
5. CONCLUSÕES GERAIS	57
ANEXO	58

RESUMO

MACÊDO, Theilon Henrique de Jesus, M. Sc., Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia, julho de 2021. **Monitoramento da Desertificação e do Balanço Hidrológico de Bacias Hidrográficas**. Orientador: Cristiano Tagliaferre.

Avaliar a dinâmica de processos hidroclimáticos em bacias hidrográficas é tarefa crucial para a gestão sustentável de recursos naturais, especialmente em regiões com características áridas. Dessa forma, este trabalho buscou avaliar a susceptibilidade à desertificação da Bacia Hidrográfica do Atlântico Leste usando o modelo MEDALUS e modelar a influência das mudanças de uso e cobertura do solo e de variáveis hidroclimáticas sobre o regime de vazões da Bacia Hidrográfica do Ribeirão da Caveira. Os estudos foram realizados usando a plataforma Google Earth Engine (GEE). O modelo MEDALUS é composto por quatro Índices de Qualidade (IQs) ambiental: solo (IQS), vegetação (IQV), clima (IQC) e manejo da bacia (IQM). Cada um destes IQs é baseado em fatores (subíndices) referentes ao processo de desertificação. Para a confecção dos IQs, as bases digitais relativas a cada fator foram pré-processadas e enviadas ao GEE. Em seguida, foi gerado o mapa do Índice de Sensibilidade Ambiental (ISA) usando os quatro IQs produzidos e, então, realizada a reclassificação desse mapa em diferentes classes de sensibilidade. Após esse processamento, foi produzido um mapa de Fatores Ambientalmente Críticos (FAC) a partir da contagem do número de fatores que ultrapassaram um valor crítico de sensibilidade. Por outro lado, a dinâmica do regime de vazões foi avaliada usando dados oriundos de séries históricas de pluviosidade, cobertura da superfície do solo, índices espectrais e a estimativa da biomassa arbórea. Os dados de uso e cobertura do solo foram obtidos de imagens do projeto MapBiomas, os índices espectrais foram oriundos de imagens Landsat e a estimativa da biomassa arbórea obtida com uso do NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*). As séries históricas de precipitação e vazão foram adquiridas junto à Agência Nacional de Águas. Após filtragem e remoção de falhas, foram ajustados modelos de regressão linear tendo como variáveis independentes as classes de uso do solo, precipitação, índices espectrais e biomassa com a vazão como variável dependente. Observou-se que aproximadamente 36% da área da Bacia do Atlântico Leste se encontra em estado crítico de sensibilidade à

desertificação e que as regiões costeiras apresentam baixos níveis de vulnerabilidade. O NDVI, a declividade e o IQV se mostraram as variáveis edafoclimáticas mais correlacionadas ao Índice de Sensibilidade Ambiental. Na Bacia do Ribeirão da Caveira, as classes de uso e cobertura do solo, Agropecuária e Floresta, foram as que apresentaram maiores extensões. As variáveis precipitação e solo exposto foram os fatores de maior influência nos modelos de regressão da vazão. Os modelos de regressão lineares ajustados, tendo como variável dependente a vazão, apresentaram valores moderados para o Índice de Concordância de Willmott.

Palavras-chave: Modelo MEDALUS, Google Earth Engine, Uso do Solo.

ABSTRACT

MACÊDO, Theilon Henrique de Jesus, M. Sc., Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia, July, 2021. **Monitoring of Desertification and Hydrological Balance of Hydrographic Basins**. Advisor: Cristiano Tagliaferre.

The assessment of hydroclimatic processes dynamics in hydrographic basins is a crucial task for sustainable management of natural resources, especially in regions with arid characteristics. For this reason, this work aimed to evaluate the susceptibility to the desertification process of the East Atlantic Hydrographic Basin using the MEDALUS model and to model the influence of land use and land cover changes and hydroclimatic variables on the flow regime of the Ribeirão da Caveira Hydrographic Basin. The studies were carried out using the Google Earth Engine (GEE) platform. The MEDALUS model is composed of four environmental Quality Indices (QIs): soil (SQI), vegetation (VQI), climate (CQI), and watershed management (MQI). These QIs were based on factors (sub-indices) related to the desertification process. To prepare the QIs, the digital bases for each factor were pre-processed and uploaded to the GEE. Then the Environmental Sensitivity Index (ESI) map was generated using the 4 IQs previously produced, and this map was reclassified into different sensitivity classes. After this processing, an Environmentally Critical Factors (FAC) map was generated by counting the number of factors that exceeded a critical sensitivity value. On the other hand, the dynamics of the streamflow regime were evaluated using data from time series of rainfall, soil surface coverage, spectral indices, and the woody biomass estimate. Land use and land cover data were obtained from images from the MapBiomas project, spectral indices were derived from Landsat images and the estimate of tree biomass was obtained using the NDVI (Normalized Difference Vegetation Index). The historical series of precipitation and flow were acquired from the National Water Agency. After filtering and removing missing values, linear regression models were fitted using land-use classes, precipitation, spectral indices, and biomass as independent variables, and with streamflow as the response. It was observed that approximately 36% of the area of the East Atlantic Basin is in a critical state of sensitivity to desertification and that coastal regions present low levels of vulnerability. The NDVI, the slope, and the IQV were the edaphoclimatic variables most

correlated with the Environmental Sensitivity Index. In the Ribeirão da Caveira Basin, the Agricultural and Forest land use and cover classes were the ones with the largest extensions. Precipitation and exposed soil variables were the most influential factors in the flow regression models. The adjusted linear regression models, having the flow as the dependent variable, presented moderate values for the Willmott Concordance Index.

Keywords: MEDALUS Model, Google Earth Engine, Land Use.

1. INTRODUÇÃO

O uso irracional dos recursos naturais pode causar sua degradação de forma severa, afetando o desenvolvimento das comunidades que usam tais recursos. Dentre as consequências desses processos degradativos, pode-se apontar a ocorrência de secas e a desertificação de determinadas áreas como eventos de impactos negativos de forma significativa.

A ocorrência de crises hídricas em regiões áridas é uma conhecida ameaça às atividades humanas, que pode levar a severas consequências ambientais, como a desertificação. A desertificação é uma forma extrema de degradação induzida pelo homem, a qual ameaça o funcionamento dos ecossistemas terrestres e se apresenta como um fenômeno ambiental que afeta a dinâmica dos recursos hídricos e a qualidade dos solos.

A identificação de áreas susceptíveis à desertificação é uma tarefa crucial para a proposição de ações que visem mitigar os impactos ambientais decorrentes desse processo, podendo ser realizada por meio do estudo de fatores hidroclimáticos. Dentre esses fatores, pode-se citar: a biomassa vegetal e o regime fluviométrico de bacias hidrográficas. Assim, a obtenção de informações sobre fatores hidroclimáticos e sua modelagem são pontos-chave para o melhor uso dos recursos hídricos (LIU et al., 2017).

Como meio de avaliar a susceptibilidade de uma área às degradações decorrentes do mau uso dos recursos naturais, tem-se a utilização de modelos para a análise da sensibilidade ambiental e da dinâmica hídrica. Na aplicação desses modelos, é crucial mencionar o uso de tecnologias de sensoriamento remoto para a obtenção de informações acerca de parâmetros bioclimáticos ao longo do tempo (MASOUDI; JOKAR, 2017; MASOUDI et al., 2018), tornando mais rápida a identificação da ocorrência de desertificação e, conseqüentemente, a proposição de medidas de gerenciamento. A utilização de tecnologias de sensoriamento remoto ganhou força nos últimos anos a partir da disponibilização de forma gratuita e universal de dados geoespaciais e criação de plataformas de elevada capacidade de geoprocessamento na nuvem, como, por exemplo, da plataforma Google Earth Engine (GEE) e de suas bases de dados geoespaciais (GORELICK et al., 2017).

Nesse sentido, a avaliação da susceptibilidade de uma área à desertificação e o estudo do seu comportamento hidrológico, ambos via modelagem espaço-temporal, são alternativas eficientes para o norteamto de políticas públicas para combater os efeitos das degradações ambientais causadas pela utilização dos recursos, principalmente em regiões que sofrem frequentemente com secas e que são pouco desenvolvidas socioeconomicamente (GREENHALGH et al., 2017).

Tendo em vista os problemas relacionados à falta de água e ao manejo dos recursos naturais em regiões semiáridas brasileiras, a utilização de técnicas de sensoriamento remoto na modelagem hidroclimática se mostra como opção viável para o conhecimento de aspectos referentes ao microclima da região (VIEIRA, 2015), proporcionando um melhor direcionamento dos esforços para a redução dos impactos advindos da ocorrência do mau uso dos recursos hídricos e do aumento da sensibilidade à desertificação.

Diante das potencialidades derivadas do uso de técnicas de sensoriamento remoto e de ferramentas de elevado poder computacional para a identificação de áreas sujeitas à desertificação, escolheu-se como objeto de estudo áreas que frequentemente sofrem com escassez hídrica e que nos últimos anos têm experimentado aumentos populacionais significativos, em que ambos os fatores atuam de modo a elevar as pressões sobre os recursos hídricos dessas regiões. Dessa forma, trabalhos que visem avaliar o comportamento hidrológico e a susceptibilidade à desertificação de bacias hidrográficas têm grande potencial para elucidar como a ocupação do solo e o uso dos recursos naturais atuam sobre a dinâmica hidroclimática de bacias hidrográficas.

Este trabalho buscou avaliar a susceptibilidade à desertificação da Bacia Hidrográfica do Atlântico Leste usando o modelo MEDALUS e modelar a influência das mudanças de uso e cobertura do solo e de variáveis hidroclimáticas sobre o regime de vazões da Bacia Hidrográfica do Ribeirão da Caveira, utilizando a plataforma de geoprocessamento Google Earth Engine.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 . Desertificação como agente de degradação socioambiental

De acordo com a United Nations Convention to Combat Desertification (1994), o processo de desertificação pode ser definido como a degradação do solo em regiões áridas e semiáridas que é decorrente de vários fatores climáticos e das atividades antrópicas. As variações de pluviosidade, temperatura e velocidade do vento, associadas ao uso intensivo da terra, causam mudanças nas condições da superfície do solo e nos serviços ecossistêmicos, como regulação de secas e ciclagem de nutrientes, provocando o processo de desertificação (SHOBA; REMAKRISHNAN, 2016).

A ocorrência da desertificação, decorrente da degradação do solo, age negativamente sobre a produtividade econômica, a biodiversidade e o funcionamento de ecossistemas florestais (ROMERO-SANCHEZ et al., 2016). Esse processo é caracterizado como um fenômeno de atuação nociva sobre o desenvolvimento econômico de sociedades, além de se impor como barreira à sobrevivência de populações em regiões áridas (FENG et al., 2015). A desertificação em escala global vem promovendo um declínio persistente da produtividade em regiões áridas ao longo da superfície do planeta (BAI et al., 2008).

O processo de desertificação se apresenta relacionado à ocorrência de secas, principalmente em regiões onde o surgimento de crises hídricas é evento climático comum (MISHRA; SINGH, 2010), tal como o Nordeste brasileiro. A maior sensibilidade das regiões áridas ao processo de desertificação pode ser explicada pela propensão dessas regiões à escassez hídrica e à baixa fertilidade dos solos (REYNOLDS et al., 2007). A redução da umidade do solo e o aumento do albedo, ambos por conta da redução da cobertura vegetal, também contribuem para a ocorrência de secas (SIVAKUMAR, 2007).

Assim, a desertificação caracteriza-se como um processo multidisciplinar que envolve fatores ambientais e antrópicos, podendo-se citar, por exemplo, a erosão, a salinização do solo, o desmatamento, o sobrepastoreio, as práticas de manejos insustentáveis e a seca (ANJUM et al., 2010). Esse processo multifatorial torna

necessário o estudo dos diferentes agentes participantes na sua constituição e suas interações para, a partir daí, combatê-lo e propor medidas mitigadoras (SALUNKHE et al., 2018).

2.2. Monitoramento do regime hídrico de bacias e da susceptibilidade à desertificação via Sensoriamento Remoto

A identificação e a mensuração dos impactos decorrentes da ocorrência do processo de desertificação em ecossistemas regionais é uma forma efetiva de avaliação dos efeitos do manejo sustentável do solo em comunidades rurais (GREENHALGH et al., 2017), principalmente em lugares onde ocorrem com mais frequência as crises hídricas. Os esforços relativos ao desenvolvimento de mecanismos e tecnologias para monitoramento e mapeamento da desertificação são fundamentais para a identificação de áreas susceptíveis, por possibilitar a aplicação de medidas mitigadoras apropriadas no começo do processo, reduzindo seus impactos mais severos (MIAO et al., 2015).

Na última década, a utilização de técnicas de sensoriamento remoto para o manejo dos recursos hídricos e avaliação de crises hídricas, além da mensuração da desertificação, tornou-se uma vertente expoente do monitoramento hidroclimatológico. A aplicação de tecnologias que se baseiam em índices espectrais e sua correlação com fatores hidroclimáticos de regiões áridas se tornaram uma ferramenta valiosa e confiável para a gestão dos recursos hídricos em todo o planeta (BADRELDIN; FRANKL, 2014; BECERRIL-PINA et al., 2015; LI et al., 2015; XU, 2018).

É pertinente mencionar a utilização de imagens de satélite, como opção rápida e viável dentre as abordagens utilizadas, para o monitoramento da desertificação e manejo dos recursos hídricos em bacias hidrográficas. Eckert et al. (2015), utilizando séries históricas de imagens MODIS, avaliaram a degradação do solo, observando a viabilidade do uso de imagens de satélite para a identificação de mudanças no uso e cobertura da superfície e a correlação entre valores de NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) e as classes de uso do solo. Azzouzi et al. (2018) obtiveram resultados satisfatórios em estudo sobre monitoramento da desertificação a partir de imagens Landsat 8 e imagens SAR (*Synthetic Aperture Radar*) do satélite Sentinel. Já

Aires et al. (2017) verificaram o comportamento do regime fluviométrico no Rio Paraopeba em decorrência das modificações da cobertura vegetal a partir do NDVI obtido por meio da plataforma GEE. Tais resultados demonstraram a versatilidade de uso de imagens de satélites para a obtenção de dados sobre a superfície da terra e seus processos.

2.3. Análise de sensibilidade à desertificação em bacias hidrográficas

A partir da popularização da aplicação de técnicas de sensoriamento remoto no monitoramento da desertificação, foram criados e ajustados Índices de Sensibilidade Ambiental (ISA) compostos por parâmetros relativos aos ecossistemas terrestres. De forma geral, os ISA são concebidos a partir da parametrização dos principais fatores que compõem os processos de degradação ambiental, como a desertificação. A aplicação dessas metodologias é recomendada devido à sua simplicidade, em que são combinados fatores climáticos, do solo, de manejo da terra e relativos à vegetação para expressar a sensibilidade ambiental de uma região a um certo fenômeno (KOSMAS et al., 1999).

A utilização de sistemas de informações geográficas para o monitoramento de bacias e criação de ISAs corresponde a uma porção significativa dos trabalhos realizados nos últimos anos, no âmbito do campo da identificação e acompanhamento de processos de degradação ambiental. As metodologias elaboradas vão desde o desenvolvimento de softwares para esse fim específico (SANTINI et al., 2010), até a proposição de metodologias a partir de modelagem matemática (RASMUSSEN et al., 2010). Dentre essas abordagens, destaca-se a aplicação do modelo MEDALUS (*Mediterranean Desertification and Land Use*), desenvolvido pela Comissão Europeia com a finalidade de quantificar e monitorar a desertificação a partir de dados multitemporais.

O modelo MEDALUS foi inicialmente proposto para a Europa Mediterrânea, visando resolver dificuldades encontradas para avaliar e quantificar o processo de desertificação, sendo posteriormente utilizado em outros locais devido à natureza universal das características dos parâmetros utilizados na sua composição (BOUABID et al., 2010; WIJITKOSUM, 2016). O modelo MEDALUS é baseado em quatro indicadores principais: solo, vegetação, clima e manejo da bacia, em que esses

parâmetros são decompostos em subparâmetros e elencados de acordo com seu grau de qualidade (KOSMAS et al., 1999).

No Nordeste do Brasil, a aplicação do modelo MEDALUS também se mostrou uma opção viável para a identificação de áreas ambientalmente susceptíveis e para o entendimento da dinâmica do processo de desertificação. Isso se deu por conta dessa metodologia combinar os principais fatores atuantes na desertificação de maneira integrada (VIEIRA, 2015), sendo apresentado como uma abordagem útil para o monitoramento do processo de desertificação. Outras técnicas de sensoriamento remoto também já foram empregadas no monitoramento da desertificação no Nordeste brasileiro, por exemplo, o uso de modelagem a partir de lógica fuzzy (LOBÃO; VALE, 2013) e de avaliação do uso e da cobertura do solo (OLIVEIRA JÚNIOR et al., 2020).

2.4. Relação entre vegetação, cobertura do solo e vazão de bacias hidrográficas

O monitoramento da vegetação é fundamental para o entendimento da dinâmica hidroclimática em bacias hidrográficas. Nesse sentido, o estoque de biomassa florestal é um componente da vegetação que se mostra estreitamente ligado ao suprimento de água em uma determinada região, sendo este um importante serviço ecossistêmico, em que a retirada desse material vegetal tem potencial para alterar os processos ecohidrológicos de uma bacia (SUN et al., 2017). De acordo com Álvarez-Dávila et al. (2017), a biomassa se mostra mais ligada à disponibilidade de água do que às variáveis energéticas, como evapotranspiração e temperatura. Ainda de acordo com esses autores, tal informação é importante pelo fato de a disponibilidade hídrica influenciar diretamente os estoques de carbono.

De forma geral, estudos que visam avaliar o comportamento hidrológico de bacias hidrográficas utilizam apenas dados de índices espectrais para observar o comportamento da vegetação e sua relação com a vazão, sem a realização de levantamento dos dados referentes aos componentes da vegetação, como a biomassa florestal (AIRES et al., 2017; ASADI et al., 2019). Assim, a utilização de informações sobre a biomassa vegetal associadas a índices espectrais, como realizado por outros autores (ZHU; LIU, 2015), pode ser um fator que agregue maior confiabilidade e poder preditivo aos modelos de avaliação do comportamento da

vazão em bacias hidrográficas, além de permitir um melhor entendimento sobre a relação entre a biomassa arbórea e o regime hídrico.

A biomassa é um componente fundamental da vegetação, sendo uma importante propriedade na expressão do papel das florestas no ciclo do carbono e na modelagem de estimativas dos impactos do aquecimento global (GALIDAKI et al., 2017). Normalmente, o levantamento da biomassa florestal é realizado usando técnicas baseadas no estabelecimento de parcelas amostrais, o que pode levar a um aumento do custo e tempo de execução, dada a ocorrência da variabilidade natural da área analisada. Uma forma menos onerosa, embora menos precisa, de estimar a biomassa, é através do uso de imagens de satélite, aplicação que tem demonstrado resultados significativos nos últimos anos (NUTHAMMACHOT et al., 2018; LAURIN et al., 2018). Assim, a capacidade de obtenção de informações hidroclimáticas e ecofisiológicas a partir de sensoriamento remoto orbital pode-se apresentar como uma importante alternativa para o gerenciamento e monitoramento de recursos hídricos.

A elucidação da relação entre os estoques de biomassa e parâmetros hidrológicos é de fundamental importância para a previsão dos impactos das mudanças climáticas sobre a alocação de carbono e os regimes fluviais (RODRIGUES et al., 2015; LIE et al., 2018). Nesse sentido, o entendimento dessa relação entre os estoques de biomassa e a vazão em uma bacia hidrográfica é um importante fator na cadeia de gerenciamento dos recursos hídricos, principalmente em regiões onde a falta de água é recorrente (HONDA; DURIGAN, 2017); desse modo, possibilitando um melhor planejamento de políticas para combate aos efeitos da escassez hídrica.

Além da biomassa florestal, o nível de cobertura do solo é outro componente da vegetação que desempenha papel importante sobre a dinâmica de vazões de bacias hidrográficas, podendo ter uma atuação sinérgica com a precipitação (SAIFULLAH et al., 2016).

É importante a avaliação dos impactos das mudanças de cobertura da superfície do solo ao longo do tempo, tendo em vista que essas alterações possuem a capacidade de serem tão influentes sobre a dinâmica hidrológica em bacias hidrográficas quanto a dinâmica pluviométrica (YIN et al., 2017). Sendo também importante uma avaliação conjunta dos impactos das mudanças da cobertura do solo e da precipitação (SWAIN; PATRA, 2019).

É de fundamental importância a compreensão dos impactos oriundos das alterações da cobertura do solo em função dessas mudanças se caracterizarem como atores com potencial de alterar o regime das vazões de cursos hídricos (ANDRADE; RIBEIRO, 2020).

De modo geral, as alterações no uso do solo vêm a influenciar o volume de recursos hídricos disponíveis em uma determinada bacia hidrográfica, afetando diretamente o regime de vazões e as populações que dependem desses recursos. A aplicação de tecnologias geoespaciais se configura como uma importante ferramenta no monitoramento desse processo de alteração do uso do solo, sendo essas tecnologias baseadas no uso de dados espaciais e hidroclimáticos para a confecção de mapas de classificação do uso do solo, índices espectrais e séries temporais de dados climáticos (MEKONNEN et al., 2017; ELMAHDI; MOHAMED; ALI, 2020).

2.5. Bases digitais e ferramentas de geoprocessamento

O desenvolvimento de estudos no campo de modelagem hidroclimática e ambiental foi favorecido nas últimas décadas pela disponibilização universal de materiais e ferramentas geoespaciais que permitiram a elaboração de trabalhos que anteriormente eram custosos do ponto de vista computacional e financeiro.

A disponibilização, por exemplo, do acervo de imagens orbitais dos satélites Landsat ao público geral permitiu ganhos econômicos significativos e o estabelecimento de mecanismos de combate ao desmatamento e emissões de gases do efeito estufa (ZHU et al., 2019). Em relação às ferramentas de processamento de bases espaciais, o estabelecimento e disponibilização da plataforma Google Earth Engine (GORELICK et al., 2017) também se mostrou um marco importante para a realização de estudos hidroclimáticos em nível global, especialmente por apresentar elevada capacidade computacional. O GEE, além de fornecer uma interface para o processamento de dados, ainda possui um extenso catálogo de bases digitais, produzidas por diversas instituições de renome internacional, que pode ser utilizado pelos usuários da plataforma (MUTANGA; KUMAR, 2018).

O GEE possibilita o processamento, na nuvem, de bases espaciais de grandes dimensões, sendo de acesso livre. A plataforma fornece um ambiente com interface amigável ao desenvolvimento de algoritmos, além de permitir a inserção de coleções

de bases pelo próprio usuário e sem a necessidade de computadores extremamente potentes para o processamento; assim, democratizando a possibilidade de realização de análises espaciais nas mais diversas localidades da terra (MUTANGA; KUMAR, 2019) a partir da utilização da infraestrutura computacional da Google.

Nesse sentido, alguns trabalhos demonstram as potencialidades advindas a partir da disponibilização de plataformas geoespaciais de processamento ao público geral. O GEE possibilita a execução de trabalhos nos mais diversos campos de conhecimento científico, como para o mapeamento histórico de ocupação antrópica (PATEL et al., 2015), automação do mapeamento agrícola (XIONG et al, 2017) e detecção de mudanças da vegetação arbórea (SIDHU et al., 2018), exemplificando, assim, o leque de possibilidade para o desenvolvimento de aplicações que essa ferramenta oferece aos usuários.

Para os estudos que buscam a identificação e o monitoramento de processos hidroclimáticos em diferentes regiões do planeta, o GEE também se mostrou de importante valia, tendo importância especial em locais que se caracterizam por possuírem características áridas. Chen et al. (2021) utilizaram a plataforma GEE para o monitoramento espaço-temporal da desertificação eólica no Norte da China, ao longo de 19 anos. Já Demattê et al. (2020) utilizaram-na para a realização do monitoramento de recursos do solo a partir do comportamento espectral da superfície da terra. O GEE também foi utilizado para o monitoramento da desertificação no semiárido brasileiro (SOUZA, 2018).

Desse modo, é possível perceber as potencialidades na utilização dessa ferramenta para estudos que demandem alta capacidade de processamento. Nessa categoria de estudos, podem se enquadrar, especialmente, àqueles que busquem avaliar extensas áreas e/ou séries temporais de longos períodos. Assim, tornando possível, além da execução das análises, a criação de sistemas de suporte para o estabelecimento de aplicações on-line que possibilitem o fornecimento de interfaces de monitoramento contínuo, dependendo apenas da disponibilização e obtenção de novos dados.

3. REFERÊNCIAS

- AIRES, U. R. V.; NETO, J. D. O. M.; CAMPOS, J. A. Uso de NDVI para análise do comportamento do regime de vazões do rio Paraopeba, MG. **Scientia agraria**, v. 18, n. 3, p. 8-19, 2017.
- ÁLVAREZ-DÁVILA, E.; CAYUELA, L.; GONZÁLEZ-CARO, S.; ALDANA, A. M.; STEVENSON, P. R.; PHILLIPS, O.; REY-BENAYAS, J. M. Forest biomass density across large climate gradients in northern South America is related to water availability but not with temperature. **PloS one**, v. 12, n. 3, p. e0171072, 2017.
- ANDRADE, M. P.; RIBEIRO, C. B. M. Impacts of land use and cover change on Paraíba do Sul watershed streamflow using the SWAT model. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 25, p. 12, 2020.
- ANJUM, S. A.; WANG, L. C.; XUE, L.; SALEEM, M. F.; WANG, G. X.; ZOU, C. M. Desertification in Pakistan: causes, impacts and management. **Journal of Food, Agriculture and Environment**, v. 8, n. 2, p. 1203-1208, 2010.
- ASADI, H.; SHAHEDI, K.; JARIHANI, B.; SIDLE, R. C. Rainfall-runoff modelling using hydrological connectivity index and artificial neural network approach. **Water**, v. 11, n. 2, p. 212, 2019.
- AZZOUZI, S. A.; VIDAL-PANTALEONI, A.; BENTOUNES, H. A. Monitoring desertification in Biskra, Algeria using Landsat 8 and Sentinel-1A images. **IEEE Access**, v. 6, p. 30844-30854, 2018.
- BADRELDIN, N.; FRANKL, A.; GOOSSENS, R. Assessing the spatiotemporal dynamics of vegetation cover as an indicator of desertification in Egypt using multi-temporal MODIS satellite images. **Arabian Journal of Geosciences**, v. 7, n. 11, p. 4461-4475, 2014.
- BAI, Z. G.; DENT, D. L.; OLSSON, L.; SCHAEPMAN, M. E. Proxy global assessment of land degradation. **Soil use and management**, v. 24, n. 3, p. 223-234, 2008.
- BECERRIL-PINA, R.; MASTACHI-LOZA, C. A.; GONZÁLEZ-SOSA, E.; DÍAZ-DELGADO, C.; BÂ, K. M. Assessing desertification risk in the semi-arid highlands of central Mexico. **Journal of Arid Environments**, v. 120, p. 4-13, 2015.
- BOUABID, R.; ROUCHDI, M.; BADRAOUI, M.; DIAB, A.; LOUAFI, S. Assessment of land desertification based on the MEDALUS approach and elaboration of an action plan: The case study of the Souss River Basin, Morocco. In: **Land degradation and desertification: Assessment, mitigation and remediation**. Dordrecht: Springer, 2010. p. 131-145.

CHEN, A.; YANG, X.; XU, B.; JIN, Y.; GUO, J.; XING, X.; YANG, D.; WANG, P.; ZHU, L. Monitoring the Spatiotemporal Dynamics of Aeolian Desertification Using Google Earth Engine. **Remote Sensing**, v. 13, n. 9, p. 1730, 2021.

DEMATTE, J. A. M.; SAFANELLI, J. L.; POPPIEL, R. R.; RIZZO, R.; SILVERO, N. E. Q.; MENDES, W. S.; BONFATTI, B. R.; DOTTO, A. C.; SALAZAR, D. F. U.; MELLO, F. A. O.; PAIVA, A.; SOUZA, A. B.; SANTOS, N. V.; MARIA NASCIMENTO, C.; MELLO, D. C.; BELLINASSO, H.; GONZAGA NETO, L.; AMORIM, M. T. A.; RESENDE, M. E. B.; VIEIRA, J. S.; QUEIROZ, L. G.; GALLO, B. C.; SAYÃO, V. M.; LISBOA, C. J. S.; Bare Earth's Surface Spectra as a Proxy for Soil Resource Monitoring. **Scientific Reports**, v. 10, p. 1, 2020.

ECKERT, S.; HÜSLER, F.; LINIGER, H.; HODEL, E. Trend analysis of MODIS NDVI time series for detecting land degradation and regeneration in Mongolia. **Journal of Arid Environments**, v. 113, p. 16-28, 2015.

ELMAHDY, S.; MOHAMED, M.; ALI, T. Land use/land cover changes impact on groundwater level and quality in the northern part of the United Arab Emirates. **Remote Sensing**, v. 12, n. 11, p. 1715, 2020.

FENG, Q.; MA, H.; JIANG, X.; WANG, X.; CAO, S. What has caused desertification in China? **Scientific reports**, v. 5, n. 1, p. 1-8, 2015.

GALIDAKI, G. ZIANIS, D.; GITAS, I.; RADOGLU, K.; KARATHANASSI, V.; TSAKIRI-STRATI, M.; WOODHOUSE, I.; MALLINIS, G. Vegetation biomass estimation with remote sensing: focus on forest and other wooded land over the Mediterranean ecosystem. **International Journal of Remote Sensing**, v. 38, n. 7, p. 1940-1966, 2017.

GORELICK, N.; HANCHER, M.; DIXON, M.; ILYUSHCHENKO, S.; THAU, D.; MOORE, R. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote sensing of Environment**, v. 202, p. 18-27, 2017.

GREENHALGH, S.; SAMARASINGHE, O.; CURRAN-COURNANE, F.; WRIGHT, W.; BROWN, P. Using ecosystem services to underpin cost-benefit analysis: Is it a way to protect finite soil resources? **Ecosystem services**, v. 27, p. 1-14, 2017.

HONDA, E. A.; DURIGAN, G. Ecosystem restoration and water yield. **Hoehnea**, v. 44, n. 3, p. 315-327, 2017.

KOSMAS, C.; KIRKBY, M. J.; GEESON, N. **The Medalus Project: Mediterranean desertification and land use: Manual on key indicators of desertification and mapping environmentally sensitive areas to desertification**. Luxembourg: Office for Official Publications of the European Communities, 1999.

KUMAR, L.; MUTANGA, O. Google Earth Engine applications since inception: Usage, trends, and potential. **Remote Sensing**, v. 10, n. 10, p. 1509, 2018.

KUMAR, L.; MUTANGA, O. Google Earth Engine applications. **Remote Sensing**, v. 11, n. 11, p. 591, 2019.

LAURIN, G. V.; BALLING, J.; CORONA, P.; MATTIOLI, W.; PAPALE, D.; PULETTI, N.; RIZZO, M.; TRUCKENBRODT, J.; URBAN, M. Above-ground biomass prediction by Sentinel-1 multitemporal data in central Italy with integration of ALOS2 and Sentinel-2 data. **Journal of Applied Remote Sensing**, v. 12, n. 1, 2018.

LI, Z.; DENG, X.; YIN, F.; YANG, C. Analysis of climate and land use changes impacts on land degradation in the North China Plain. **Advances in Meteorology**, v. 2015, 2015.

LIE, Z.; XUE, L.; JACOBS, D. F. Allocation of forest biomass across broad precipitation gradients in China ' s forests. **Scientific Reports**, v. 8, n. July, p. 1-8, 2018.

LIU, W.; WU, J.; FAN, H.; DUAN, H.; LI, Q.; YUAN, Y.; ZHANG, H. Estimations of evapotranspiration in an age sequence of Eucalyptus plantations in subtropical China. **PloS one**, v. 12, n. 4, p. e0174208, 2017.

LOBAO, J. C. B.; VALE, R. M. C. Lógica fuzzy na modelagem da desertificação no estado da Bahia. **Geografia**, v. 38, n. 1, p. 123-140, 2013.

MASOUDI, M.; JOKAR, P. A New Model for Desertification Assessment Using Geographic Information System (GIS) – A Case Study, Runiz Basin, Iran. **Polish Journal of Ecology**, v. 65, n. 2, p. 236-247, 2017.

MASOUDI, M.; JOKAR, P.; PRADHAN, B. A new approach for land degradation and desertification assessment using geospatial techniques. **Natural Hazards and Earth System Sciences**, v. 18, n. 4, p. 1133-1140, 2018.

MEKONNEN, D. F.; DUAN, Z.; RIENTJES, T.; DISSE, M. Analysis of the combined and single effects of LULC and climate change on the streamflow of the Upper Blue Nile River Basin (UBNRB): Using statistical trend tests, remote sensing landcover maps and the SWAT model. **Hydrology and Earth System Sciences**, s/v., p. 1-26, 2017.

MIAO, L.; YE, P.; HE, B.; CHEN, L., CUI, X. Future climate impact on the desertification in the dry land Asia using AVHRR GIMMS NDVI3g data. **Remote Sensing**, v. 7, n. 4, p. 3863-3877, 2015.

MISHRA, A. K.; SINGH, V. P. A review of drought concepts. **Journal of hydrology**, v. 391, n. 1-2, p. 202-216, 2010.

NUTHAMMACHOT, N.; PHAIRUANG, W.; WICAKSONO, P. Estimating Aboveground Biomass on Private Forest Using Sentinel-2 Imagery. **Journal of Sensors**, v. 2018, 2018.

OLIVEIRA JUNIOR, I.; PEREIRA, A. J.; LOBÃO, J. S. B.; SILVA, B. C. M. N. Uso e cobertura da terra e o processo de desertificação no polo regional de Jeremoabo-Bahia. **Revista de Geografia**, v. 37, n. 2, 2020.

PATEL, N. N.; ANGIULI, E.; GAMBA, P.; GAUGHAN, A.; LISINI, G.; STEVENS, F. R.; TATEM, A. J.; TRIANNI, G. Multitemporal settlement and population mapping from Landsat using Google Earth Engine. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 35, p. 199-208, 2015.

RASMY, M.; GAD, A.; ABDELSALAM, H.; SIWAILAM, M. A dynamic simulation model of desertification in Egypt. **The Egyptian Journal of remote sensing and space science**, v. 13, n. 2, p. 101-111, 2010.

REYNOLDS, J. F.; SMITH, D. M. S.; LAMBIN, E. F.; TURNER, B. L.; MORTIMORE, M.; BATTERBURY, S. P.; DOWNING, T. E.; DOWLATABADI, H.; FERNANDEZ, R. J.; HERRICK, J. E.; HUBER-SANNWALD, E. Global desertification: building a science for dryland development. **Science**, v. 316, n. 5826, p. 847-851, 2007.

RODRIGUES, E. L.; ELMIRO, M. A.; BRAGA, F. D. A.; JACOBI, C. M.; ROSSI, R. D. Impact of changes in land use in the flow of the Pará River Basin , MG Impacto de alterações no uso do solo na vazão da Bacia do Rio Pará , MG. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 19, n. 1, p. 70-76, 2015

ROMERO-SANCHEZ, M. E.; GONZALEZ-HERNANDEZ, A.; MORENO-SANCHEZ, F. The assessment of land degradation and desertification in Mexico: mapping regional trend indicators with satellite data. **Land Degradation and Desertification: a Global Crisis**, p. 1, 2016.

SAIFULLAH, M.; LI, Z.; LI, Q.; ZAMAN, M.; HASHIM, S. Quantitative estimation of the impact of precipitation and land surface change on hydrological processes through statistical modeling. **Advances in Meteorology**, v. 2016, 2016.

SALUNKHE, S. S.; BERA, A. K.; RAO, S. S.; VENKATARAMAN, V. R.; RAJ, U.; MURTHY, Y. K. Evaluation of indicators for desertification risk assessment in part of Thar Desert Region of Rajasthan using geospatial techniques. **Journal of Earth System Science**, v. 127, n. 8, p. 116, 2018.

SANTINI, M.; CACCAMO, G.; LAURENTI, A.; NOCE, S.; VALENTINI, R. A multi-component GIS framework for desertification risk assessment by an integrated index. **Applied Geography**, v. 30, n. 3, p. 394-415, 2010.

SHOBA, P.; RAMAKRISHNAN, S. S. Modeling the contributing factors of desertification and evaluating their relationships to the soil degradation process through geomatic techniques. **Solid Earth**, v. 7, n. 2, p. 341-354, 2016.

SIDHU, N.; PEBESMA, E.; CÂMARA, G. Using Google Earth Engine to detect land cover change: Singapore as a use case. **European Journal of Remote Sensing**, v. 51, n. 1, p. 486-500, 2018.

SIVAKUMAR, M. V. K. Interactions between climate and desertification. **Agricultural and forest meteorology**, v. 142, n. 2-4, p. 143-155, 2007.

SOUZA, R. S. **Avaliação espaço-temporal do processo de desertificação em sub-bacias hidrográficas do Rio Paraíba no semiárido do Brasil**. João Pessoa-PB:

UFPB, 2018, 88 p. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Universidade Federal da Paraíba.

SUN, G.; ZHANG, L.; DUAN, K.; RAU, B. Impacts of forest biomass removal on water yield across the United States. In: EFROYMSON, R. A.; LANGHOLTZ, M. H.; JOHNSON, K. E.; STOKES, B. J. (Eds.). **2016 Billion-Ton Report: Advancing Domestic Resources for a Thriving Bioeconomy**. Oak Ridge National Laboratory: Oak Ridge, 2017. p. 211-233.

SWAIN, J. B.; PATRA, K. C. Impact assessment of land use/land cover and climate change on streamflow regionalization in an ungauged catchment. **Journal of Water and Climate Change**, v. 10, n. 3, p. 554-568, 2019.

UNITED NATIONS CONVENTION TO COMBAT DESERTIFICATION. **United Nations Convention to Combat Desertification**. Paris: UNCCD, 1994.

VIEIRA, R. M. S. P. **Susceptibilidade à degradação/desertificação no semiárido brasileiro**: tendências atuais e cenários decorrentes das mudanças climáticas e do uso da terra. São José dos Campos-SP: INPE, 2015, 87 p. Tese (Doutorado em Ciência do Sistema Terrestre) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2015.

WIJITKOSUM, S. The impact of land use and spatial changes on desertification risk in degraded areas in Thailand. **Sustainable Environment Research**, v. 26, n. 2, p. 84-92, 2016.

XIONG, J.; THENKABAIL, P. S.; GUMMA, M. K.; TELUGUNTLA, P.; POEHNELT, J.; CONGALTON, R. G.; YADAV, K.; THAU, D. Automated cropland mapping of continental Africa using Google Earth Engine cloud computing. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 126, p. 225-244, 2017.

XU, D. The Impact of Desertification Dynamics on Regional Ecosystem Services: A Case Study of Inner Mongolia (China). **Community and Global Ecology of Deserts**, p. 11, 2018.

YIN, J.; HE, F.; XIONG, Y. J.; QIU, G. Y. Effects of land use/land cover and climate changes on surface runoff in a semi-humid and semi-arid transition zone in northwest China. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 21, n. 1, p. 183-196, 2017.

ZHU, X.; LIU, D. Improving forest aboveground biomass estimation using seasonal Landsat NDVI time-series. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 102, p. 222-231, 2015.

ZHU, Z.; WULDER, M. A.; ROY, D. P.; WOODCOCK, C. E.; HANSEN, M. C.; RADELOFF, V. C.; HEALEY, S. P. SCHAAPH, C. HOSTERTIN, P.; STROBLJ, P.; PEKELJ, J.F.; LYMBURNERK, L.; PAHLEVANL, N.; SCAMBOS, T. A. Benefits of the free and open Landsat data policy. **Remote Sensing of Environment**, v. 224, p. 382-385, 2019.

4. ARTIGOS CIENTÍFICOS

4.1. Artigo 1

**AVALIAÇÃO DA DESERTIFICAÇÃO NA BACIA DO ATLÂNTICO
LESTE UTILIZANDO O MODELO MEDALUS E O GOOGLE EARTH ENGINE**

1 **DESERTIFICATION ACESSMENT IN EAST ATLANTIC HYDROGRAPHIC**
2 **REGION USING THE MEDALUS MODEL AND GOOGLE EARTH ENGINE**

3
4
5 **ABSTRACT** – The desertification process is the result of several factors that cause
6 environmental degradation, especially in arid regions. The objective of this work was to
7 evaluate the desertification sensitivity of the East Atlantic Hydrographic Basin using the
8 MEDALUS model and the Google Earth Engine (GEE). The model is composed of four
9 environmental Quality Indices (QIs): soil (SQI), vegetation (VQI), climate (CQI), and basin
10 management (MQI). Each of the QIs is composed of factors that influence the desertification
11 process. The digital bases of these factors were pre-processed and sent to GEE for processing.
12 Finally, the Environmental Sensitivity Index (ISA) map was constructed using the 4 QIs
13 previously produced. Also was produced an Environmentally Critical Factors (FAC) map by
14 counting the number of factors that exceeded an established critical value. The results showed
15 that most of the basin is in a Critical (49.4%) or Fragile (35.7%) state of sensitivity, while only
16 a smaller portion of the area is Unaffected (5%) or Potentially affected (10.1%). It was possible
17 to observe that sensitivity to desertification was inversely correlated with the presence of
18 vegetation of elevated length and vigor and that the joint analysis of the ISA and the FAC
19 allowed understanding the importance of each factor in the sensitivity to desertification. The
20 East Atlantic Hydrographic Basin presents a high degree of sensitivity to desertification,
21 demanding a higher level of attention and establishment of measures to mitigate the negative
22 impacts of this process.

23
24 **Keywords:** Environmental Sensitivity. East Atlantic. Environmental Quality.

25
26
27 **AVALIAÇÃO DA DESERTIFICAÇÃO NA BACIA DO ATLÂNTICO LESTE**
28 **UTILIZANDO O MODELO MEDALUS E O GOOGLE EARTH ENGINE**

29
30
31 **RESUMO** – Em vista do cenário de mudanças climáticas, a avaliação do processo de
32 desertificação é tarefa importante na gestão ambiental. Nesse sentido, este trabalho objetivou
33 avaliar a sensibilidade à desertificação da Bacia Hidrográfica do Atlântico Leste usando o
34 modelo MEDALUS e o Google Earth Engine (GEE). O modelo é composto por quatro Índices

35 de Qualidade (IQs) ambiental: solo (IQS), vegetação (IQV), clima (IQC) e manejo da bacia
36 (IQM). Cada um dos IQs é composto por fatores atuantes sobre o processo de desertificação.
37 As bases digitais com informações desses fatores foram pré-processadas e enviadas ao GEE
38 para a realização do processamento. Por fim, o mapa relativo ao Índice de Sensibilidade
39 Ambiental (ISA) foi construído utilizando-se os quatro IQs obtidos previamente. Também foi
40 produzido um mapa de Fatores Ambientalmente Críticos (FAC) a partir da contagem do número
41 de fatores que ultrapassaram um valor crítico estabelecido. Os resultados apontaram que a maior
42 parte da bacia se apresenta em estado Crítico (49,4%) ou Frágil (35,7%) de sensibilidade,
43 enquanto apenas uma porção de menor área apresenta-se Não afetada (5%) ou Potencialmente
44 afetada (10,1%). Foi possível observar que sensibilidade à desertificação se mostrou
45 inversamente correlacionada à presença de vegetação de porte e vigor elevados e que a análise
46 conjunta do ISA e do FAC permitiu entender a importância de cada fator na sensibilidade à
47 desertificação. A Bacia Hidrográfica do Atlântico Leste apresenta-se com grau elevado de
48 sensibilidade à desertificação, demandando um maior nível de atenção e estabelecimento de
49 medidas para a mitigação dos impactos negativos deste processo.

50

51 **Palavras-chave:** Sensibilidade Ambiental. Atlântico Leste. Qualidade Ambiental.

52

53

54 **INTRODUÇÃO**

55

56 A desertificação é um fenômeno resultante de diversos fatores edafoclimáticos e
57 socioeconômicos que resulta na degradação ambiental, especialmente de áreas localizadas em
58 regiões áridas e semiáridas. Dessa forma, é imprescindível o entendimento interdisciplinar
59 desse fenômeno para o estabelecimento de medidas que objetivem monitorar e mitigar seus
60 impactos ambientais negativos. O estabelecimento de políticas públicas visando minimizar os
61 impactos decorrentes da desertificação é crucial, principalmente em regiões de clima seco, pois
62 essas áreas estão entre os ecossistemas mais vulneráveis (WIJTKOSUM, 2020).

63 Nos últimos anos, a avaliação do processo de desertificação se tornou uma tarefa mais
64 eficiente devido à popularização das técnicas de sensoriamento remoto (SR), sendo instrumento
65 importante para o norteamo de políticas públicas de combate à desertificação. A utilização
66 de técnicas de SR se caracteriza como uma tarefa de alta precisão e baixa onerosidade para a
67 avaliação dos processos de degradação ambiental em áreas ambientalmente sensíveis (BAKR
68 et al., 2012). Assim, o levantamento de informações sobre características naturais da superfície

69 terrestre a partir de técnicas de SR é essencial para identificar e monitorar os processos de
70 desertificação (DJEDDAOUI; CHADLI; GLOAGUEN, 2017).

71 Diversas metodologias baseadas em tecnologias geoespaciais são propostas para
72 monitorar a desertificação. Dentre essas metodologias, uma abordagem relativamente comum
73 é o uso de abordagens interdisciplinares para a criação de índices de sensibilidade ambiental
74 (ISAs). De forma geral, essa abordagem leva em conta fatores qualitativos e quantitativos
75 referentes às características edafoclimáticas e ações antrópicas presentes em uma determinada
76 região para a avaliação da susceptibilidade de áreas à desertificação (LEE et al., 2019).

77 Dentre as metodologias que buscam avaliar a sensibilidade ambiental, destaca-se o
78 modelo MEDALUS (*Mediterranean Desertification and Land Use*). Esse modelo é concebido
79 a partir da parametrização dos fatores ambientais atuantes no processo de desertificação e tem
80 sua aplicação recomendada devido à sua simplicidade, sendo formado a partir da combinação
81 de fatores climáticos, do solo, de manejo da terra e da vegetação (LAHLAOI et al., 2017).
82 Embora tenha sido proposto para a Europa Mediterrânea, visando solucionar as dificuldades
83 encontradas na avaliação da desertificação, ele foi utilizado em outras regiões do mundo em
84 função das características universais dos parâmetros que o compõem (WIJITKOSUM, 2016).
85 No Brasil, a aplicação do modelo MEDALUS se mostrou uma opção viável para o mapeamento
86 de áreas susceptíveis à desertificação na região Nordeste, por permitir a análise dos principais
87 fatores atuantes neste processo de degradação (VIEIRA et al., 2015).

88 Tendo em vista o cenário atual de mudanças climáticas globais e aumento da demanda de
89 recursos naturais, o propósito deste estudo foi avaliar a susceptibilidade à desertificação da
90 Bacia Hidrográfica do Atlântico Leste usando o modelo MEDALUS e o Google Earth Engine
91 (GEE). Essa bacia foi escolhida como área de estudo por permitir avaliar a ocorrência do
92 processo de desertificação em diferentes ecorregiões e a capacidade de processamento do GEE.

93

94

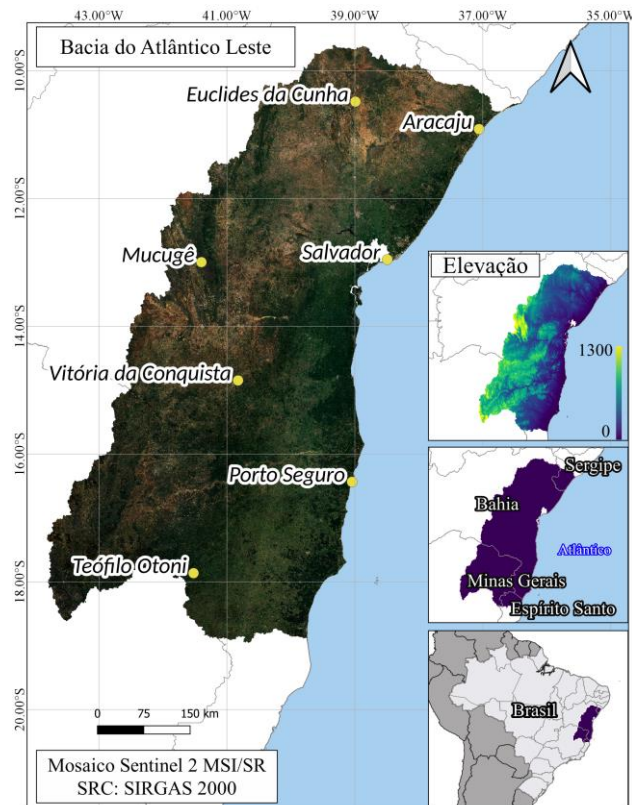
95 **MATERIAL E MÉTODOS**

96

97 **Local de estudo**

98

99 A Bacia Hidrográfica do Atlântico Leste (Figura 1) é distribuída entre os estados da
100 Bahia, Espírito Santo, Minas Gerais e Sergipe, possuindo área total de aproximadamente
101 386.511,95 km².



102

103 **Figura 1:** Mapa de localização da Bacia do Atlântico Leste.

104

105 De acordo com Santos e Mendes (2020), a bacia em questão possui quatro regimes
 106 climáticos distintos: árido, semiárido, úmido e subúmido, além de receber forte incidência de
 107 radiação solar e possuir altitudes que podem atingir mais de 1.100 m. A bacia apresenta
 108 temperatura média anual em torno de 24,5 °C, sendo composta por ecorregiões cobertas por
 109 Florestas Secas e Florestas Costeiras, possuindo taxas de precipitação anuais médias variando
 110 entre 600 e 2.200 mm (BRASIL, 2006).

111

112 **Bases de dados**

113

114 Para o mapeamento das áreas sensíveis à desertificação na Bacia do Atlântico Leste foram
 115 utilizadas bases de dados geoespaciais digitais. Algumas dessas passaram por melhorias e
 116 adição de informações, por exemplo, remoção de erros topológicos e adição de dados
 117 populacionais. Esses ajustes foram realizados utilizando-se o software livre QGIS na versão
 118 3.14 e, então, feito o envio desses arquivos à plataforma GEE. Essa plataforma é uma aplicação
 119 de processamento na nuvem para análises geoespaciais em escala global e que utiliza a massiva

120 capacidade computacional da Google, permitindo a avaliação de problemas como o manejo de
121 recursos hídricos e desmatamento (GORELICK et al., 2017).

122

123 **O modelo MEDALUS**

124

125 O ISA utilizado neste trabalho foi baseado no *framework* modificado do modelo
126 MEDALUS (KOSMAS; KIRKBY; GEESON, 1999), que utiliza quatro índices de qualidade
127 (IQ): índice de qualidade climático (IQC), índice de qualidade do solo (IQS), índice de
128 qualidade vegetacional (IQV) e índice de qualidade do manejo da bacia (IQM). O *framework*
129 utilizado apresenta variações em relação ao original, como a adição de informações sobre Teor
130 de Carbono do Solo e uso do Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI). Esses
131 indicadores representam fatores que são associados à vulnerabilidade de determinada área à
132 degradação em função da desertificação (Tabela 1).

133 Para a obtenção dos IQs, variáveis atuantes no processo de desertificação foram
134 classificadas de acordo com notas de 1 (menos sensível à desertificação) a 2 (mais sensível à
135 desertificação); valores entre 1 e 2 indicam susceptibilidade intermediária.

136 Desse modo, a obtenção do ISA se deu em duas etapas: na primeira etapa, os IQs foram
137 obtidos utilizando-se a média geométrica das variáveis que os compõem, por meio das equações
138 1 e 2 (FERRARA et al., 2020).

139

$$140 \quad IQ_x = (\text{variável}_{1_{ij}} * \text{variável}_{2_{ij}} * \text{variável}_{3_{ij}} * \dots * \text{variável}_{n_{ij}})^{1/n} \quad (1)$$

141

142 Em que: n = número de variáveis; x = índices de qualidade (IQC, IQS, IQV e IQM); i e j
143 = linha e coluna de um pixel dos rasters utilizados, respectivamente.

144 Na segunda etapa, os IQs obtidos previamente foram utilizados para calcular o ISA:

145

$$146 \quad ISA_{ij} = (IQC_{ij} * IQS_{ij} * IQV_{ij} * IQM_{ij})^{1/4} \quad (2)$$

147

148 Em que: i e j = é a linha e a coluna, respectivamente, de um pixel dos rasters utilizados.

149 Assim, o ISA obtido a partir dos IQs listados foi classificado em 8 classes de sensibilidade
150 à desertificação (KARAMESOUTI; PANAGOS; KOSMAS, 2018): Não afetado (N),
151 Potencialmente afetado (P), Frágil (F1, F2, F3) e Crítico (C1, C2 e C3), conforme a Tabela 2.

152

153 **Tabela 1:** Variáveis utilizadas para a composição dos Índices de Qualidade e suas respectivas
 154 classes.

Descrição	Risco de Incêndio	Resistência à Seca	Proteção à erosão	Intensidade de Uso do Solo	Qualidade da drenagem	Peso
Formação Florestal	1,7	1,1	1,0	1,0	Excessiva	2,0
Formação Savânica	1,8	1,1	1,2	1,0	Levemente excessiva	1,7
Mangue	1,2	1,0	1,1	1,0	Imperfeita	1,4
Floresta Plantada	1,8	1,2	1,2	1,4	Moderadamente boa	1,2
Campo Alagado e Área Pantanosa	1,2	1,0	1,2	1,0	Boa	1,0
Formação Campestre	1,3	1,4	1,3	1,1		
Outras Formações não Florestais	1,5	1,5	1,4	1,1		
Pastagem	1,5	1,6	1,4	1,7	NDVI	Peso
Cana	1,6	1,5	1,5	1,5	< 0,25	2,0
Mosaico de Agricultura e Pastagem	1,5	1,6	1,6	1,5	0,25 - 0,32	1,8
Praia e Duna	1,0	2,0	2,0	2,0	0,32 - 0,40	1,5
Infraestrutura Urbana	1,0	2,0	2,0	2,0	0,40 - 0,50	1,3
Outras Áreas não Vegetadas	1,0	2,0	2,0	2,0	> 0,50	1,0
Não observado	1,0	1,0	1,0	1,0		
Afloramento Rochoso	1,0	2,0	1,0	1,0		
Mineração	1,0	2,0	2,0	2,0	Demografia (hab/ha)	Peso
Aquicultura	1,0	1,0	1,8	2,0	> 400	2,0
Apicum	1,0	1,5	1,7	1,3	400 - 200	1,8
Rio, Lago e Oceano	1,0	1,0	2,0	1,0	200 - 100	1,6
Lavoura Perene	1,5	1,4	1,3	1,5	100 - 50	1,4
Soja	1,4	1,7	1,6	1,7	50 - 25	1,2
Outras Lavouras Temporárias	1,3	1,5	1,7	1,6	< 25	1,0

Tipo de solo	Peso	Precipitação	Peso	Teor de Carbono	Peso
Rochas, Luvisolos, Planossolos	2,0	< 280	2,0	< 0,2	2,0
Argissolos, Gleissolos, Neossolos	1,7	280 - 650	1,5	0,2 - 0,6	1,5
Cambissolos, Chernossolos, Espodosolos	1,3	> 650	1,0	0,6 - 1,2	1,3
Latossolos, Vertissolos	1,0			1,2 - 2	1,2

Albedo	Peso	Índice de Aridez	Peso		Peso
> 0,25	2,0	< 0,5	2,0	> 2	1,0
0,25 - 0,2	1,5	0,5 - 0,65	1,5		
< 0,2	1,0	> 0,65	1,0		

Orientação	Peso	Inclinação (%)	Peso	Textura do Solo	Peso
		> 35	2,0	S	2,0
NW-NE	2,0	18 - 6	1,5	C(h); SiC; C(l); Si	1,6
SW - SE	1,0	< 6	1,0	SiCL; SiL; SC	1,2
				CL; L; SCL; SL; LS	1,0

155

156

157 **Obtenção dos índices de qualidade**

158

159 Para a obtenção dos respectivos IQs foram usadas bases digitais em formato raster. Parte

160 dessas bases já se encontravam disponíveis no catálogo do GEE. Dessa forma, foi necessário

161 proceder à aquisição desses arquivos e reclassificá-los de acordo com os pesos estabelecidos na
162 metodologia para finalmente enviá-los à plataforma GEE.

163

164 **Tabela 2:** Tipos de Índices de Sensibilidade à Desertificação (ISA) e os valores atribuídos a
165 cada classe.

Susceptibilidade	Pesos	Subclasses
Não afetado	< 1,170	N
Potencialmente afetado	1,170 - 1,225	P
	1,225 - 1,275	F1
Frágil	1,275 - 1,325	F2
	1,325 - 1,375	F3
	1,375 - 1,425	C1
Crítico	1,425 - 1,530	C2
	> 1,530	C3

166

167 O IQC foi elaborado utilizando-se as variáveis precipitação (R), aridez (Ar) e orientação
168 da bacia (As) a partir de bases do catálogo do GEE. As informações de precipitação total anual
169 média (mm) foram oriundas do dataset global TerraClimate (ABATZOGLOU et al., 2018).
170 Para o cálculo da aridez foi utilizado o índice de aridez da UNESCO (1979), obtido a partir da
171 razão entre a precipitação (mm) e a evapotranspiração potencial (mm). As informações
172 referentes à evapotranspiração potencial (ETP), relativas ao período de 2010 a 2019, necessárias
173 para obter-se o Ar, foram provenientes da base digital *Terra Net Evapotranspiration*, que usa
174 imagens do satélite MODIS pelo Land Processes Distributed Active Archive Center
175 (LPDAAC). A orientação da bacia foi obtida utilizando-se imagens SRTM presentes no Hole-
176 filled SRTM for the globe Version 4.

177 A obtenção do IQS se deu a partir da utilização das variáveis tipo de solo (St), inclinação
178 da bacia (Sl), textura do solo (Tx), classes de drenagem (Dd), teor de carbono orgânico (OC) e
179 albedo (Al). A inclinação das vertentes da bacia foi extraída a partir dos dados SRTM citados
180 previamente. As informações sobre textura, classes de drenagem e conteúdo de carbono
181 orgânico foram extraídas do Harmonized World Soil Database (FAO/IIASA/ISRIC/
182 ISSCAS/JRC, 2012), reclassificadas de acordo com os pesos definidos e então enviadas à
183 plataforma GEE. Já o albedo da superfície foi obtido a partir de um mosaico anual referente ao
184 ano de 2019, composto por imagens pré-processadas do satélite Sentinel-2 (S2). O cálculo do
185 albedo em imagens S2 foi realizado com o uso de coeficientes definidos na abordagem proposta
186 por Bonafoni e Sekertekin (2020).

187 O IQV utilizado neste trabalho é composto pelos subíndices risco de incêndio (FR),
188 capacidade de resistência à seca (DR), capacidade de proteção à erosão (EP) e o NDVI. As
189 variáveis FR, DR e EP foram obtidas a partir da reclassificação (Tabela 1) de um mosaico de

190 uso do solo disponibilizada pelo MapBiomias (SOUZA et al., 2020) para o ano de 2019. Essa
191 imagem, disponível para acesso a partir do GEE, foi então recortada e reclassificada de acordo
192 com os parâmetros estabelecidos para cada variável que compõe o IQV. O NDVI para a área
193 de estudo foi obtido usando o mosaico composto por imagens S2, utilizando-se a seguinte
194 equação:

$$NDVI = \frac{Infravermelho - Vermelho}{Infravermelho + Vermelho} \quad (3)$$

197
198 Em que: infravermelho = banda oito da reflectância da superfície; vermelho = banda
199 quatro da reflectância da superfície nos satélites S2.

200 O IQM foi composto pelas variáveis intensidade de uso do solo (LU) e pela densidade
201 populacional (PD) dos municípios presentes na bacia objeto de estudo. Os dados de intensidade
202 de uso do solo são oriundos da imagem de classificação da cobertura do solo disponibilizada
203 pelo MapBiomias e tiveram scores atribuídos a cada classe, como determinado previamente na
204 Tabela 1. A variável PD foi adquirida a partir da razão entre a quantidade de habitantes em um
205 município e sua respectiva área em km². Em razão de o último censo populacional ter sido
206 realizado no Brasil em 2010, foi necessário utilizar-se valores estimados pelo IBGE para 2020.

207 Para complementar o mapa do ISA, foi produzido um mapa utilizando-se o índice de
208 Fatores Ambientalmente Críticos (FAC), adaptado de Ferrara et al. (2020), para a Bacia do
209 Atlântico Leste. A composição do índice FAC foi realizada com a seguinte equação:

$$FAC_{ij} = \sum_{n=1}^{15} f(\text{variável}_{nij}) \quad (4)$$

210
211
212 Em que: i e j = são a linha e a coluna, de um pixel dos rasters utilizados; $f(\text{variável}_n) =$
213 algoritmo de máscara aplicado para a seleção de pixels que foram considerados na análise, em
214 que:
215

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x > 1,425 \\ 0, & \text{se } x \leq 1,425 \end{cases}$$

216
217
218 Os pixels com valores inferiores ao limite crítico (C2) de 1,425 não foram considerados
219 no processamento. Assim, a composição do índice FAC foi feita a partir da contagem do
220 número de variáveis que ultrapassaram o valor crítico de 1,425 para cada de pixel.
221
222

223 **Análise estatística**

224

225 Para avaliar a relação entre as variáveis componentes do ISA produzido, como proposto
226 por Ferrara et al. (2020), foi aplicada uma Análise de Componentes Principais (ACP), sobre a
227 matriz de variáveis, tendo como parâmetros suplementares os quatro IQs e o próprio ISA.
228 Foram obtidas as médias das 20 variáveis (os 15 fatores, os IQs e o ISA) para cada um dos 541
229 municípios localizados dentro dos limites da área de influência da bacia, compondo um total de
230 10.820 observações. A ACP foi realizada no software R.

231

232

233 RESULTADOS E DISCUSSÃO

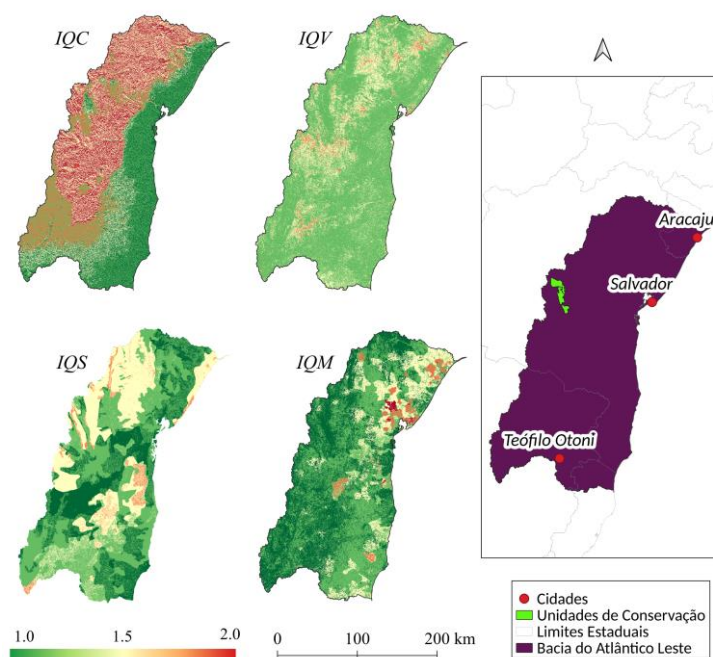
234

235 Índices de Qualidade

236

237 Os mapas resultantes da aplicação da Equação 1 para a geração dos IQs encontram-se
238 na Figura 2. Cada raster gerado possui pixels com valores de 1 a 2, de modo que quanto maior
239 for o valor de um determinado índice, maior sua contribuição para a sensibilidade à
240 desertificação da bacia.

241



242

243 **Figura 2:** Distribuição espacial dos índices de qualidade para a Bacia do Atlântico Leste. IQC – Índice de
244 Qualidade Climático; IQV – Índice de qualidade da Vegetação; IQS – Índice de Qualidade do Solo; IQM – Índice
245 de Qualidade de Manejo.

246

247 O IQC apresenta uma distribuição espacial relativamente bem definida, em que as regiões
248 ao leste da bacia, caracterizadas por possuírem menores altitudes e com maior proximidade à
249 região costeira, são definidas como áreas de melhor qualidade climática. Esse comportamento
250 pode ser atribuído aos altos índices pluviométricos da região, que podem ultrapassar 2.000 mm
251 totais anuais (BRASIL, 2006). Entretanto, regiões próximas à Chapada Diamantina, no estado
252 da Bahia, apresentam-se como exceção a essa distribuição espacial, por apresentarem altos
253 IQCs, sobretudo as áreas localizadas próximas à duas unidades de proteção ambiental com
254 dimensões consideráveis, como o Parque Nacional da Chapada Diamantina e a Área de
255 Proteção Ambiental Marimbus/Iraquara. A presença de áreas de conservação da fauna e da flora
256 funciona como mecanismo de manutenção e conservação dos recursos ambientais,
257 especialmente de recursos hídricos, por se tratar de uma região com características semiáridas.

258 As regiões situadas ao oeste e norte da bacia, apresentam-se como áreas mais sensíveis
259 do ponto de vista climático. Essas regiões mais secas possuem característica de clima semiárido,
260 com o índice de aridez anual podendo atingir o valor de 0,2, e têm sua extensão distribuída pelo
261 agreste e sertão nordestino (REBOITA et al., 2016). Essas áreas ainda estão associadas à baixa
262 intensidade pluviométrica, com médias anuais totais em torno de 600 mm (BRASIL, 2006),
263 além de apresentarem altitudes mais elevadas quando comparadas ao restante da Bacia do
264 Atlântico Leste, recebendo assim maior incidência de energia solar.

265 A cobertura vegetal na área de estudo apresenta distribuição espacial bastante
266 diversificada, sendo composta principalmente por pastos, agricultura e ocupações florestais.
267 Em relação ao IQV, é perceptível a ocorrência de manchas ou áreas com alta sensibilidade
268 ambiental na faixa central, que se estendem da porção mais setentrional da bacia até sua área
269 mais ao sul. Essas manchas estão associadas às áreas de características mais secas e de poucas
270 chuvas, como o norte de Minas Gerais, oeste de Sergipe, Centro-Sul e Norte baianos, além de
271 possuírem consideráveis polos de atividades agropecuárias, principalmente de horticultura e
272 bovinocultura, que vêm expandindo-se nas últimas décadas (SOUZA et al., 2020).

273 Com comportamento similar ao observado para o IQC, praticamente toda a região costeira
274 da bacia, localizada dentro do bioma da Mata Atlântica, apresenta alta qualidade vegetal,
275 com exceção das áreas fortemente urbanizadas e populosas. Praticamente ao longo de toda a
276 face leste da bacia estudada, destacam-se as atividades agrícolas e florestais, sendo esta última
277 atividade um dos motores econômicos dessa região, principalmente em função dos plantios de
278 eucalipto e indústrias de papel e celulose. Dessa forma, a existência de cobertura vegetal de
279 caráter florestal de alto vigor, seja plantada ou nativa, tende a oferecer uma maior capacidade

280 de proteção ao solo contra a erosão e possuir maior resistência à falta de água, quando em
281 comparação às áreas com ocupação vegetal de menor porte e/ou vigor (LAHLAGOI et al., 2017).

282 Os solos da bacia, em sua maioria, apresentam qualidade de mediana para boa, de acordo
283 com as características utilizadas para a construção do IQS. Os solos majoritariamente
284 apresentam boas classes de drenagem e textura, além da maior parte da área apresentar baixos
285 valores de albedo ($< 0,20$), apontando baixa presença de superfície desnuda. O albedo é um
286 indicativo da presença do processo de remoção da cobertura florestal em regiões semiáridas,
287 demonstrando que altos valores de reflectância podem apontar para a presença de degradação
288 ambiental e aumento da sensibilidade à desertificação em regiões caracterizadas por regimes
289 climáticos mais secos (CUNHA et al., 2020).

290 Na bacia em questão, as áreas com menores IQ de solo estão localizadas em regiões que
291 possuem solos arenosos (S), solos estes que têm, por natureza, elevada vulnerabilidade ao
292 processo erosivo e baixa capacidade de retenção de água (WIJTKOSUM, 2016). Essas áreas
293 de menor qualidade se encontram nas porções nordeste, noroeste e centro-sul da Bacia do
294 Atlântico Leste.

295 Em comparação aos demais índices de qualidade, o IQS possui uma variabilidade
296 temporal baixa, principalmente as variáveis St, Sl, Tx e Dd, levando um período de tempo
297 considerável para sofrerem alterações em suas características. Desse modo, ao se estabelecer
298 um programa de monitoramento contínuo da desertificação utilizando aplicações de
299 processamento na nuvem, apoiado em variáveis edafoclimáticas, os parâmetros do solo
300 requerem atualizações apenas pontuais em suas configurações.

301 O IQM da Bacia do Atlântico Leste apresenta, na porção oeste, as áreas com menores
302 susceptibilidades ambientais. Essas áreas se localizam mais ao interior do continente e
303 caracterizam-se por possuírem baixos índices de densidade populacional (< 100 hab/km²), o
304 que é um indicador da demanda por recursos naturais da bacia (LAMQADEM et al., 2017). As
305 áreas da porção oeste da bacia ainda têm como característica a baixa intensidade de uso do solo,
306 principalmente em relação ao índice de pastejo, apresentando uma tendência de manutenção da
307 cobertura vegetal natural, em especial da formação florestal savânica (SOUZA et al., 2020), e
308 baixo revolvimento do solo, embora essa tendência venha se alterando nos últimos anos,
309 principalmente para o desenvolvimento de pastagens (VIEIRA et al., 2013).

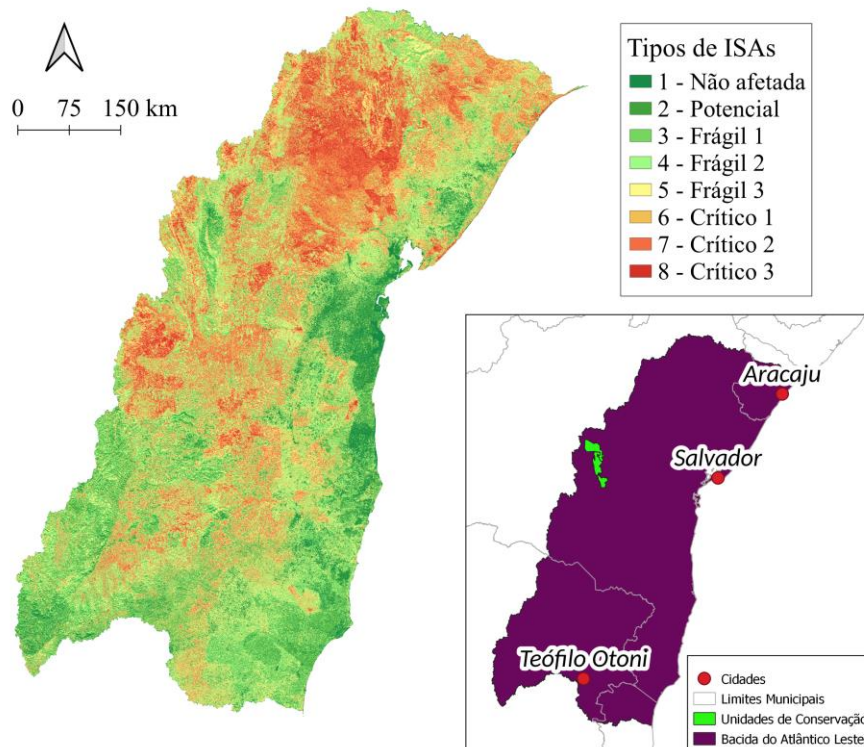
310 Os municípios localizados mais próximos à zona costeira da bacia apresentam
311 historicamente maiores densidades demográficas (> 100 hab/km²). Os altos índices
312 pluviométricos que ocorrem em boa parte dessas regiões tornaram-nas propícias para o
313 desenvolvimento dessas atividades rurais, como no extremo-sul baiano (SOUZA et al., 2020).

314 **Índice de Sensibilidade Ambiental (ISA)**

315

316 Após a aplicação da Equação 2 e com a utilização dos IQs gerados previamente, foi obtido
317 o ISA da Bacia do Atlântico Leste (Figura 3). O ISA gerado compreende a média geométrica
318 dos quatro IQs gerados na primeira etapa do trabalho.

319



320

321 **Figura 3:** Mapa de sensibilidade à desertificação da Bacia do Atlântico Leste em 2019.

322

323 Analisando o mapa do ISA é possível observar que as regiões norte e centro-oeste da área
324 de estudo apresentam áreas com maiores vulnerabilidades à desertificação. Por outro lado, áreas
325 localizadas mais próximas à zona costeira e ao sudoeste da bacia apresentaram-se menos
326 susceptíveis. Apenas 5,0% da área da bacia (Tabela 3) pode ser enquadrada na categoria “Não
327 afetada” (N), destacando-se as áreas localizadas na região mais ao litoral e ao sudoeste da bacia.

328

329 As áreas enquadradas na classe “Potencialmente afetada” (P) compreendem cerca de
330 10,1% da área total da bacia estudada, estando localizadas, assim como a classe N, nas regiões
331 costeiras e meridionais. Os três níveis correspondentes à classe “Frágil” (F) possuem uma
332 distribuição espacial relativamente uniforme ao longo da bacia, ocupando em torno de 49,3%
333 de toda a área. De modo geral, as subclasses F1 e F2 têm distribuição espacial similar às classes
334 N e P, enquanto a subclasse F3 é mais presente na porção setentrional e central da área estudada,
sendo esta última mais associada à classe “Crítica” (C). A classe C corresponde a uma porção

335 de 35,7% da bacia e, como mencionando previamente, as áreas enquadradas nessa classificação
336 (C1, C2, C3) se localizam ao norte e ao centro da área objeto de estudo.

337

338 **Tabela 3:** Classes de susceptibilidade à desertificação e suas respectivas áreas dentro da bacia.

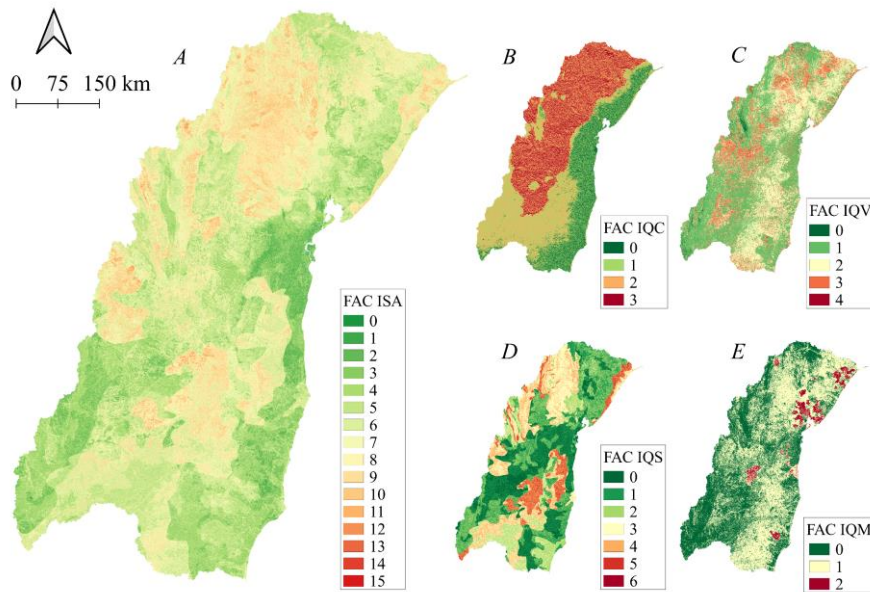
Susceptibilidade	Pesos	Subclasses	Área (km ²)	Área (%)
Não afetado	< 1,170	N	19177,49	5,0%
Potencialmente afetado	1,170 - 1,225	P	38883,42	10,1%
	1,225 - 1,275	F1	56033,22	14,5%
Frágil	1,275 - 1,325	F2	68675,25	17,8%
	1,325 - 1,375	F3	65941,47	17,1%
	1,375 - 1,425	C1	54968,20	14,2%
Crítico	1,425 - 1,530	C2	70176,42	18,2%
	> 1,530	C3	12656,84	3,3%

339

340 De modo geral, a distribuição espacial da sensibilidade à desertificação na Bacia do
341 Atlântico Leste se mostrou ligada à presença de vegetação com porte e vigor elevados, estando
342 ainda relacionada à distribuição de chuvas. É válido apontar que uma porção considerável da
343 face oeste da bacia, próxima às áreas de proteção na Chapada Diamantina mencionadas
344 previamente, apresentam-se como pouco susceptíveis à desertificação, indicando que a
345 existência de tais áreas pode ser um fator contribuinte à redução dos impactos e expansão da
346 desertificação sobre os ecossistemas (SILVA et al., 2018).

347 Ao analisar as áreas caracterizadas pela alta sensibilidade à desertificação, mais
348 especificamente ao norte da bacia, é possível observar que a presença de solos de baixa
349 qualidade e elevadas taxas de aridez são fatores predominantes nesses locais. Regiões com
350 elevadas taxas de ETP e baixas taxas de P tenderam a se mostrar mais susceptíveis à degradação
351 em função da desertificação, como reportado por Budak et al. (2018).

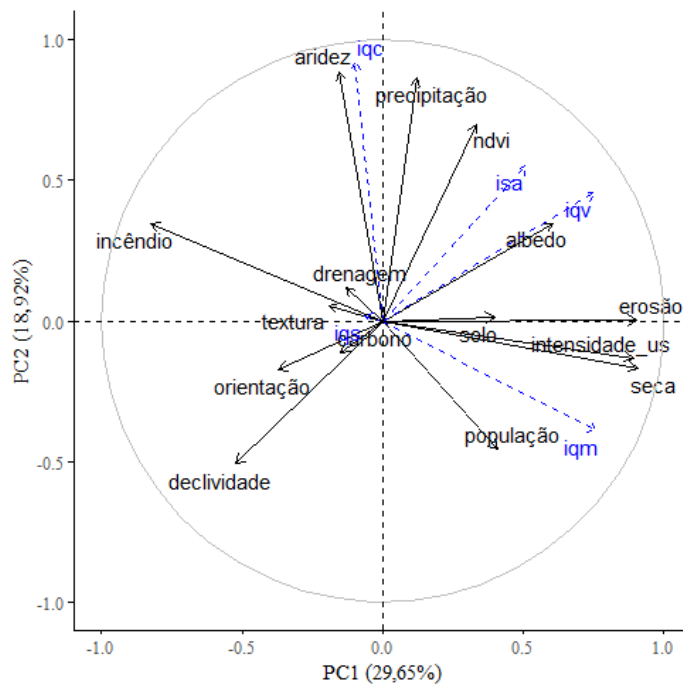
352 Uma análise conjunta do índice FAC (Figura 4) e do ISA permite uma melhor
353 compreensão da contribuição de cada componente do modelo para o processo de desertificação.
354 Essa análise é importante, pois é possível que determinadas áreas com mesmos ISA possuam
355 variáveis com diferentes sensibilidades à desertificação (FERRARA et al., 2020). Assim, ao
356 analisar os mapas dos FAC é possível observar que as variáveis relativas ao clima e ao solo da
357 área de estudo são os fatores mais comuns para a determinação da sensibilidade à desertificação
358 na Bacia do Atlântico Leste. Os fatores climáticos, combinados com pressões antrópicas sobre
359 o ambiente, são importantes indicadores para a descrição de processos de desertificação
360 (LAMQADEM et al., 2018); desse modo, é imprescindível sua avaliação para a elaboração de
361 políticas públicas para combater os impactos decorrentes desse processo.



362
 363 **Figura 4:** Número de Fatores Ambientalmente Críticos (FAC) na Bacia do Atlântico Leste em 2019. A – ISA; B
 364 – Clima; C – Vegetação; D – Solo; E – Manejo.

365
 366 Os resultados da ACP (Tabela 4 e Figura 5) permitiram averiguar de modo mais objetivo
 367 a contribuição de cada variável edafoclimática e antrópica utilizada para a composição do ISA
 368 da Bacia do Atlântico Leste, possibilitando a otimização do algoritmo utilizado em pesquisas
 369 futuras.

370



371
 372 **Figura 5:** Análise dos Componentes Principais (ACP) para as variáveis componentes do Índice de Sensibilidade
 373 Ambiental (ISA) da Bacia do Atlântico Leste.

374 **Tabela 4:** Análise de componentes principais (ACP) aplicada às variáveis integrantes do Índice
 375 de Sensibilidade Ambiental (ISA) da Bacia do Atlântico Leste.

Variáveis	PC1	PC2	PC3
Precipitação	0,12	0,86*	0,04
Aridez	-0,15	0,89*	0,00
Orientação	-0,37	-0,17	0,14
Risco de incêndio	-0,82*	0,34	-0,16
Resistência à seca	0,91*	-0,17	0,14
NDVI	0,33	0,70	0,04
Resistência à erosão	0,90*	0,00	0,18
Textura do solo	-0,19	0,06	0,84*
Classe de drenagem	-0,13	0,12	0,76*
Albedo	0,61*	0,35	-0,17
Tipo de solo	0,40	0,01	-0,02
Declividade	-0,52	-0,51	-0,04
Conteúdo de CO	-0,15	-0,11	0,69*
Intensidade de LU	0,89*	-0,13	0,11
Densidade populacional	0,41	-0,46	-0,08
IQC	-0,10	0,92*	0,03
IQV	0,75*	0,46	0,11
IQS	-0,06	0,02	0,88*
IQM	0,76*	-0,39	0,00
ISA	0,51	0,55	0,43
Autovalores	4,45	2,84	1,91
Variância (%)	29,65	18,92	12,75
Variância acumulada (%)	29,65	48,56	61,31

* indica cargas dos fatores > 0,6.

376

377

378 Os três primeiros componentes principais conseguiram explicar o equivalente a 61,31%
 379 da variância total, podendo ser considerado um valor significativo em função da extensão
 380 espacial da área de estudo. O componente principal 1 (29,65%) se mostrou associado às
 381 variáveis relacionadas ao IQV (Risco de Incêndio, Resistência à Seca e Resistência à Erosão) e
 382 IQM (Intensidade de Uso do Solo). O PC 1 também se mostrou associado ao Albedo, ainda que
 383 não tenha apresentando correlação elevada. O componente principal 2 (18,92%) apresentou
 384 correlação significativa com as variáveis climáticas componentes do IQC (Precipitação e
 385 Aridez), correlacionando-se também ao NDVI. Por fim, o componente principal 3 (12,75%) se
 386 mostrou exclusivamente ligado às variáveis componentes do IQS (Textura do Solo, Classes de
 387 Drenagem e Conteúdo de Carbono Orgânico).

388 De modo geral, é possível observar que as variáveis componentes do IQV e do IQM
 389 contribuíram de forma conjunta para a definição dos níveis de sensibilidade à desertificação.
 390 Isso pode ser atribuído ao fato de que a variável Intensidade de Uso do Solo foi obtida em
 391 função da classificação da vegetação presente na bacia. Já os IQS e IQC influenciaram na
 392 definição da sensibilidade ambiental da bacia de forma independente, não apresentando atuação
 393 sinérgica com os demais índices de qualidade. Esses resultados diferem dos obtidos por Ferrara

394 et al. (2020), em que os IQC e IQV tiveram influência correlata sobre a definição das classes
395 de desertificação e o IQM teve atuação independente. Entretanto, em ambos os trabalhos o IQS
396 teve contribuição autônoma, frente aos demais índices.

397 Ao analisar os resultados apresentados na Figura 5 é possível obter um melhor
398 entendimento da relação entre as variáveis selecionadas, IQs e o próprio ISA. É possível
399 observar que o NDVI, Albedo e IQV apresentaram correlação positiva com o ISA. Essa relação
400 entre sensibilidade à desertificação e variáveis relativas às características da cobertura da
401 superfície foi apontada por Djeddaoui, Chadli e Gloaguen (2017).

402 Foi observado pelos autores que índices espectrais, como o NDVI, apresentam-se como
403 ferramentas viáveis para o monitoramento e entendimento da ocorrência do processo de
404 degradação ambiental decorrente da desertificação em regiões áridas. Por outro lado, é possível
405 observar a existência de uma correlação negativa entre a declividade e a sensibilidade à
406 desertificação. A declividade é um fator importante a ser observado quando se analisa a
407 existência de processos de degradação e desertificação em uma área, por ser um componente
408 crucial para o desenvolvimento de processos erosivos (WIJITKOSUM, 2016; LEE et al., 2019),
409 e, de forma similar ao NDVI, é possível sua utilização para o monitoramento de áreas sobre
410 pressões ambientais e processo de degradação (NABIOLLAHI et al., 2018). A observação da
411 existência de correlação entre o ISA e as variáveis declividade e NDVI é importante por indicar
412 a possibilidade de utilização desses fatores como respostas ao processo de degradação
413 ambiental decorrente da desertificação.

414 Ao avaliar a susceptibilidade à desertificação para a Mongólia, em diferentes anos, Lee
415 et al. (2018) observaram uma tendência similar entre o ISA e o NDVI ao longo do tempo,
416 indicando que áreas com baixos valores de NDVI podem indicar áreas em situação crítica de
417 desertificação. Assim, sob condições de baixa disponibilidade de informações, é possível
418 construir modelos de sensibilidade ambiental utilizando esses fatores como variáveis
419 independentes. Entretanto, é importante mencionar que o monitoramento do processo de
420 desertificação utilizando o NDVI não permite a obtenção de informações sobre as causas e
421 fatores atuantes sobre esse fenômeno, sendo uma limitação para situações de planejamento e
422 manejo de uma determinada área (KARAMESOUTI; PANAGOS; KOSMAS, 2018).

423 A utilização do *framework* modificado do modelo MEDALUS se mostrou uma
424 ferramenta útil para a identificação de áreas susceptíveis à desertificação na Bacia do Atlântico
425 Leste, sendo importante no direcionamento de políticas públicas e medidas que visem mitigar
426 os impactos decorrentes desse processo causador de degradação ambiental. A existência de
427 mecanismos de monitoramento, como o apresentado neste trabalho, é importante para a

428 aquisição de informações ambientais e para o planejamento do uso sustentável da terra pelas
429 comunidades habitantes dessas áreas (BAKR et al., 2012). A criação de ferramentas de acesso
430 on-line e universal para o monitoramento da desertificação é necessária para auxiliar a mitigar
431 os impactos desse fenômeno em regiões com poucos recursos econômicos. Assim, o acesso a
432 tecnologias de geoprocessamento de elevada capacidade computacional às instituições
433 públicas, de forma gratuita, vem a auxiliar os gestores nas tomadas de decisões. Do ponto de
434 vista de melhorias metodológicas, a avaliação da contribuição de mais fatores socioecológicos
435 para a ocorrência de processos de degradação ambiental decorrente da desertificação é um passo
436 importante e que pode vir a ser inserida no *framework* do modelo MEDALUS em situações
437 futuras, como recomendado por Ferrara et al. (2020), sendo condicionada à criação e publicação
438 de bases de dados atuais acerca desses parâmetros.

439 Acerca da utilização da plataforma de processamento na nuvem, GEE, foi possível
440 observar vantagens na sua utilização quando em comparação com softwares de SIG,
441 principalmente quanto à velocidade e capacidade de processamento, como mencionadas por
442 Gorelick et al. (2017). Ainda de acordo com os autores, o uso do GEE também se destaca pela
443 presença de bases de dados digitais de alta qualidade, já disponíveis no seu catálogo público,
444 dinamizando e tornando mais eficiente a criação de *frameworks* de monitoramento ambiental
445 que podem ser acessados de forma remota e com baixo custo operacional. A criação de um
446 modelo de monitoramento ambiental relativo à desertificação, em um sistema de processamento
447 na nuvem, permite a criação e análise de séries históricas a partir de intervalos de tempos
448 menores, pois as limitações quanto à capacidade de processamento e armazenamento são
449 reduzidas.

450 Uma porção de área considerável da Bacia do Atlântico Leste se mostrou susceptível à
451 desertificação, requerendo uma maior atenção das entidades públicas e da sociedade civil para
452 reduzir os possíveis impactos desse fenômeno sobre a população residente nessa área. As
453 regiões mais ao norte e centro-oeste da bacia, nos estados da Bahia e Sergipe, apresentam-se
454 em situação mais crítica. Assim, é importante a priorização do estabelecimento de políticas
455 públicas em municípios presentes nessas áreas. Em função da importância dos parâmetros
456 relativos à vegetação para o ISA, o estabelecimento de medidas de fomento, recuperação e
457 conservação de áreas florestadas, além do estabelecimento de manejo sustentável do solo,
458 podem se caracterizar como ações capazes de reduzir a susceptibilidade da área à degradação.

459
460
461

462 **CONCLUSÕES**

463

464 Aproximadamente 36% da área total da Bacia do Atlântico Leste se encontra em estado
465 crítico de sensibilidade à desertificação, sendo áreas localizadas nas porções norte e centro-
466 oeste as que possuem maiores níveis de sensibilidade à desertificação. Por outro lado, as regiões
467 costeiras apresentaram os níveis mais baixos de vulnerabilidade ambiental em toda a bacia.

468 O NDVI, a declividade e o IQV se mostraram as variáveis edafoclimáticas mais
469 correlacionadas ao Índice de Sensibilidade Ambiental da bacia estudada.

470 A análise do Índice de Fatores Ambientalmente Críticos, em paralelo ao Índice de
471 Sensibilidade Ambiental, mostra-se um mecanismo relevante para o entendimento da
472 importância de cada variável para a composição do modelo MEDALUS.

473

474

475 **REFERÊNCIAS**

476

477 ABATZOGLOU, J. T. et al. TerraClimate, a high-resolution global dataset of monthly climate
478 and climatic water balance from 1958–2015. **Scientific data**, 5: 1-12, 2018.

479

480 BAKR, N. et al. Multi-temporal assessment of land sensitivity to desertification in a fragile
481 agro-ecosystem: Environmental indicators. **Ecological indicators**, 15: 271-280, 2012.

482

483 BONAFONI, S.; SEKERTEKIN, A. Albedo Retrieval from Sentinel-2 by New Narrow-to-
484 Broadband Conversion Coefficients. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, 17;
485 1618-1622, 2020.

486

487 BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. **Caderno da Região Hidrográfica do Atlântico**
488 **Leste**. Brasília: Ministério da Saúde, 2006.

489

490 BUDAK, M. et al. Environmental sensitivity to desertification in northern Mesopotamia;
491 application of modified MEDALUS by using analytical hierarchy process. **Arabian Journal**
492 **of Geosciences**, 11: 1-21, 2018.

493

494 CUNHA, J. et al. Surface albedo as a proxy for land-cover clearing in seasonally dry forests:
495 evidence from the Brazilian Caatinga. **Remote Sensing of Environment**, 238: 111250, 2020.

496
497 DJEDDAOUI, F.; CHADLI, M.; GLOAGUEN, R. Desertification susceptibility mapping using
498 logistic regression analysis in the Djelfa area, Algeria. **Remote Sensing**, 9: 1031, 2017.
499
500 FAO/IIASA/ISRIC/ISSCAS/JRC. **Harmonized world soil database (version 1.2)**. Rome,
501 Italy and IIASA, Laxenburg, Austria: FAO, 2012.
502
503 FERRARA, A. et al. Updating the MEDALUS-ESA Framework for Worldwide Land
504 Degradation and Desertification Assessment. **Land Degradation & Development**, 31: 1593-
505 1607, 2020.
506
507 GORELICK, N. et al. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for
508 everyone. **Remote sensing of Environment**, 202: 18-27, 2017.
509
510 INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA, EMPRESA BRASILEIRA
511 DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. **Mapa de Solos do Brasil**. Rio de Janeiro: IBGE, 2001.
512
513 KARAMESOUTI, M., PANAGOS, P., KOSMAS, C. Model-based spatio-temporal analysis of
514 land desertification risk in Greece. **Catena**, 167: 266-275, 2018.
515
516 KOSMAS, C., KIRKBY, M. J., GEESON, N. **The Medalus Project: Mediterranean**
517 **desertification and land use: Manual on key indicators of desertification and mapping**
518 **environmentally sensitive areas to desertification**. Luxembourg: Office for Official Publications
519 of the European Communities, 1999.
520
521 LAHLAOI, H. et al. Desertification assessment using MEDALUS model in watershed Oued El
522 Maleh, Morocco. **Geosciences**, 7: 50, 2017.
523
524 LEE, E. et al. Assessing environmentally sensitive land to desertification using MEDALUS
525 method in Mongolia. **Forest Science and Technology**, 15: 210-220, 2019.
526
527 NABIOLLAHI, K. et al. Assessing the effects of slope gradient and land use change on soil
528 quality degradation through digital mapping of soil quality indices and soil loss
529 rate. **Geoderma**, 318: 16-28, 2018.

530

531 REBOITA, M. S. et al. Causas da Semi-Aridez do Sertão Nordestino. **Revista Brasileira de**
532 **Climatologia**, 19: 2237, 2016.

533

534 SANTOS, L. S., MENDES, L. A. Influência da Oscilação da Temperatura do Oceano Pacífico
535 Equatorial no Regime de Precipitação da Região Hidrográfica do Atlântico Leste. **Revista**
536 **Brasileira de Geografia Física**, 13: 1502-1518, 2020.

537

538 SILVA, R. M. et al. Geospatial assessment of eco-environmental changes in desertification area
539 of the Brazilian semi-arid region. **Earth Sciences Research Journal**, 22; 175-186, 2018.

540

541 SOUZA, C. M. et al. Reconstructing three decades of land use and land cover changes in
542 Brazilian biomes with Landsat archive and Earth Engine. **Remote Sensing**, 12; 2735, 2020.

543

544 ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS PARA A EDUCAÇÃO, A CIÊNCIA E A
545 CULTURA. **Map of the world distribution of arid regions: Explanatory note**. Paris:
546 Unesco, 1979.

547

548 VIEIRA, R. M. D. S. P. et al. Land use and land cover map of a semiarid region of Brazil for
549 meteorological and climatic models. **Revista Brasileira de Meteorologia**, 28: 129-138, 2013.

550

551 VIEIRA, R. M. D. S. P et al. Identifying areas susceptible to desertification in the Brazilian
552 northeast. **Solid Earth**, 6: 347-360, 2015.

553

554 WIJITKOSUM, S. The impact of land use and spatial changes on desertification risk in
555 degraded areas in Thailand. **Sustainable Environment Research**, 26: 84-92, 2016.

556

557 WIJITKOSUM, S. Reducing Vulnerability to Desertification by Using the Spatial Measures in
558 a Degraded Area in Thailand. **Land**, 9: 49, 2020.

4.2. Artigo 2

ANÁLISE ESPAÇO-TEMPORAL DAS VAZÕES DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIBEIRÃO DA CAVEIRA COM O GOOGLE EARTH ENGINE

1 **SPATIO-TEMPORAL ANALYSIS OF CAVEIRA RIVER WATERSHED**
2 **STREAMFLOW WITH GOOGLE EARTH ENGINE**

3
4
5 **ABSTRACT** – Understand the relationship between land cover, precipitation, and the
6 watershed streamflow regime is crucial for proposing water resources management policies in
7 a region. Given this need, the objective of this work was to evaluate the influence of changes
8 in land use and land cover, forest biomass, and precipitation on the flow regime of the Ribeirão
9 da Caveira Watershed between 1988 and 2019. For this, was used the Google Earth Engine to
10 process land use and land cover data, spectral indices, and arboreal biomass estimation. Also
11 were acquired Precipitation and streamflow time-series from the National Water Agency. Then,
12 multiple linear regression models were fitted to access the relationship between independent
13 variables and the streamflow. The evaluation of the models was performed using the adjusted
14 R^2 and the Willmott Agreement Index. It was possible to observe that Agricultural and Forest
15 land use and cover classes presented the largest extension within the limits of the studied basin.
16 On the ground cover, it was possible to observe that the variation in the volume of arboreal
17 biomass had no apparent effect on the flow. The results also showed that the rainfall and the
18 extent of exposed soil were the factors that most impacted the flow regime, and the best-
19 adjusted models showed moderate values of prediction quality.

20
21 **Keywords:** Spectral Indices. Environmental Modeling. Cloud Processing.

22
23
24 **ANÁLISE ESPAÇO-TEMPORAL DAS VAZÕES DA BACIA HIDROGRÁFICA**
25 **DO RIBEIRÃO DA CAVEIRA COM O GOOGLE EARTH ENGINE**

26
27
28 **RESUMO** – O entendimento da relação entre cobertura solo, precipitação e regime de vazões
29 de bacias hidrográficas é crucial para a proposição de políticas de gestão de recursos hídricos
30 de uma região. Diante dessa necessidade, o objetivo deste trabalho foi avaliar a influência das
31 mudanças de uso e cobertura do solo, biomassa florestal e precipitação no regime de vazões da
32 Bacia Hidrográfica do Ribeirão da Caveira, entre os anos de 1988 a 2019. Para isso, o Google
33 Earth Engine foi utilizado para processamento dos dados de uso e cobertura do solo, índices
34 espectrais e cálculo da biomassa arbórea. Também foram adquiridas séries de precipitação e

35 vazão junto à Agência Nacional de Águas. Em seguida, foram ajustados modelos de regressão
36 linear múltipla para a inferência sobre a relação das variáveis independentes sobre o regime de
37 vazão. A avaliação dos modelos foi feita usando o R^2 ajustado e o Índice de Concordância de
38 Willmott. Foi possível observar que as classes de uso e cobertura do solo, Agropecuária e
39 Floresta, foram as que apresentaram maiores extensões dentro dos limites da bacia estudada.
40 Ainda sobre a cobertura do solo, foi possível observar que a variação do volume de biomassa
41 arbórea não exerceu efeito aparente sobre a vazão. Os resultados também mostraram que o
42 regime pluviométrico e a extensão de solo exposto foram os fatores de maior impacto sobre o
43 regime de vazões, e os melhores modelos ajustados apresentaram valores moderados de
44 qualidade de predição.

45

46 **Palavras-chave:** Índices Espectrais. Modelagem Ambiental. Processamento na Nuvem.

47

48

49 **INTRODUÇÃO**

50

51 A intensificação da utilização de recursos naturais nas últimas décadas pode se
52 caracterizar como um fator que contribuiu para o aumento da demanda por recursos
53 ecossistêmicos, promovendo alterações hidroclimáticas em várias partes do planeta. Desse
54 modo, assegurar a utilização sustentável dos recursos naturais é uma tarefa primordial na
55 redução dos impactos negativos oriundos dessas alterações (THAKUR et al., 2020).

56 A proposição de estratégias para a redução dos impactos ambientais causados pelo
57 aumento nas pressões sobre ecossistemas passa pelo estabelecimento de medidas de avaliação
58 que possibilitem a elucidação das dinâmicas espaciais desses fenômenos (HUSSAIN et al.,
59 2020). Assim, a aplicação de tecnologias para a compreensão de processos de degradação
60 ambiental é uma forma de obtenção de informações necessárias à elaboração de políticas
61 públicas que visem reduzir os impactos desses fenômenos extremos.

62 Nos últimos anos, a disponibilização de tecnologias geoespaciais tem possibilitado
63 melhorias no planejamento do uso do solo (BARROS; FARIAS; MARINHO, 2020). O
64 entendimento dos impactos decorrentes das mudanças do uso e cobertura do solo é importante
65 para regiões que apresentam restrições hídricas, pois tais alterações constituem-se como fatores
66 capazes de alterar os regimes de vazão de bacias hidrográficas (ANDRADE; RIBEIRO, 2020).

67 A dinâmica da alteração da cobertura influencia a quantidade de recursos hídricos
68 disponíveis em uma região, afetando diretamente o regime de vazões. Buscando elucidar essa

69 dinâmica, metodologias baseadas em dados espaciais e climáticos podem ser aplicadas usando
70 mapas de classificação do uso do solo, índices espectrais e séries históricas de dados
71 hidroclimáticos (MEKONNEN et al., 2017; ELMAHDI; MOHAMED; ALI, 2020). Nessa
72 perspectiva, tem-se buscado também formas de avaliação da relação entre a dinâmica
73 hidrológica e o conteúdo de biomassa arbórea em bacias hidrográficas (SUN et al., 2017). O
74 entendimento dessa dinâmica hídrica se mostra importante em regiões de características de
75 baixa pluviosidade. Nesse sentido, a escolha da bacia aqui estudada se deu pelo fato dela se
76 localizar em uma região semiárida e por possuir em seus limites uma unidade de conservação
77 ambiental.

78 Diante das abordagens, objetiva-se com este estudo avaliar a influência das mudanças de
79 uso e cobertura do solo, biomassa florestal e precipitação no regime de vazões da Bacia
80 Hidrográfica do Ribeirão da Caveira (BHRC), entre os anos de 1988 a 2019, usando o Google
81 Earth Engine (GEE).

82
83

84 MATERIAL E MÉTODOS

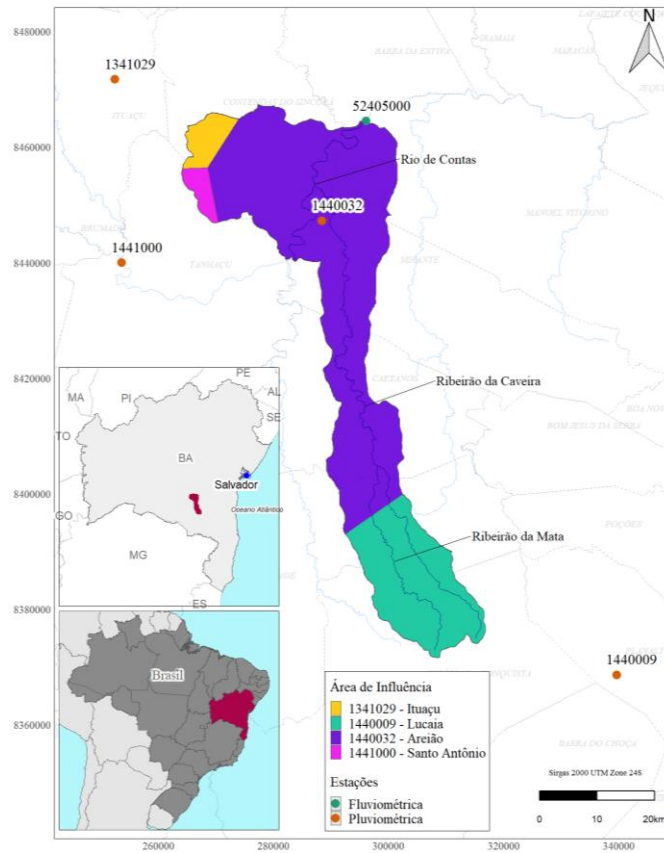
85

86 A Bacia Hidrográfica do Ribeirão da Caveira, localizada na região Centro-Sul da Bahia,
87 possui área de 1.523,4 km² (Figura 1). A vegetação predominante é a Savana-Estépica
88 Florestada. O clima da região se caracteriza como semiárido, possuindo temperatura média
89 anual em torno de 23 °C e precipitação anual de 596 a 679 mm (MATOS; BARRETO-
90 GARCIA; SCORIZA, 2019).

91 Para a realização do estudo, utilizaram-se séries históricas de imagens dos satélites
92 Landsat 5, 7 e 8 presentes no catálogo da plataforma Google Earth Engine. De acordo com as
93 informações disponibilizadas no catálogo, essas imagens de reflectância da superfície (RS)
94 passaram por correção atmosférica.

95 A primeira etapa do trabalho consistiu na realização da harmonização das coleções de
96 imagens. Os sensores Thematic Mapper (TM) e Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+)
97 possuem características espectrais semelhantes (VOGELER et al., 2018), porém o sensor
98 Operational Land Imager (OLI), dos satélites L8, apresenta melhorias em relação à geração
99 anterior, acarretando em diferenças espectrais das imagens adquiridas. Roy et al. (2016)
100 reportaram que essas diferenças podem ser significativas a depender do uso dessas imagens.
101 Assim, utilizou-se a metodologia proposta pelos referidos autores para a correção desses
102 potenciais problemas. A metodologia consiste na harmonização das coleções ETM+ e OLI, via

103 regressões lineares, para a calibração de imagens ETM+ em OLI. Em seguida, foi realizada a
 104 filtragem de nuvens e sombras a partir da banda *pixel_qa* presente nas imagens Landsat.



105
 106 **Figura 1:** Localização das estações pluviométricas, fluviométrica e da Bacia do Ribeirão da Caveira.

107
 108 Após harmonização da série histórica de imagens, realizou-se a composição de mosaicos
 109 anuais utilizando a mediana de cada pixel. Também foram elaboradas funções no GEE para a
 110 produção de composições com índices espectrais (IE) utilizados neste trabalho.

111 Foram utilizados três IEs, o NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), o MSAVI
 112 (*Modified Soil-Adjusted Vegetation Index*) e o BSI (*Bare Soil Index*). Os IEs foram computados
 113 a partir das Equações 1, 2 e 3, respectivamente:

114
 115
$$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{Vermelho}}{\text{NIR} + \text{Vermelho}} \quad (1)$$

116
 117
$$\text{MSAVI} = \frac{2 \times \text{NIR} + 1 - \sqrt{(\text{NIR} + 1)^2 - 8 (\text{NIR} - \text{Vermelho})}}{2} \quad (2)$$

118
 119
$$\text{BSI} = \frac{\text{SWIR1} + \text{Vermelho} - (\text{NIR} + \text{Azul})}{\text{SWIR1} + \text{Vermelho} + (\text{NIR} + \text{Azul})} \quad (3)$$

120

121 Em que o NIR é a RS da banda do infravermelho próximo, o SWIR é a RS da banda
122 infravermelho de onda curta e o Vermelho é a RS da banda do vermelho.

123 Para estudar o uso e cobertura do solo, utilizaram-se dados disponibilizados pelo projeto
124 MapBiomass (SOUZA et al., 2020), que visa disponibilizar dados de uso e ocupação do solo
125 para todo o território brasileiro entre os anos de 1985 a 2019. As imagens do MapBiomass foram
126 filtradas e reclassificadas de acordo com as classes de uso do solo de interesse. Assim, foram
127 obtidas as áreas (km²) da BHRC ocupadas por cinco classes de cobertura do solo: Floresta,
128 Formação Natural Não-Florestal, Agropecuária, Corpos Hídricos e Área Não-Vegetada.

129 A estimativa do volume de biomassa arbórea na BHRC foi realizada a partir do NDVI.
130 Após a geração do NDVI, as imagens contendo apenas a classe de floresta foram usadas para
131 mascarar pixels pertencentes às demais classes de cobertura. Dessa forma, áreas não
132 classificadas como florestas tiveram seus pixels retirados da estimativa da biomassa florestal.
133 Em seguida, definiu-se uma função no GEE utilizando os parâmetros de regressão linear (LIMA
134 JÚNIOR et al., 2014) para a estimativa da biomassa (t/ha) florestal:

135

$$136 \text{ Biomassa (t/ha)} = 121,29 \times \text{NDVI} - 36,08 \quad (4)$$

137

138 Então, por fim, foram obtidas as médias anuais dos índices espectrais, dos valores de
139 biomassa e das áreas de cada classe de cobertura do solo.

140 Para estudar a influência dos parâmetros de uso e ocupação do solo, floresta e
141 precipitação sobre a vazão da bacia foi necessário acessar a base digital da Agência Nacional
142 de Águas (ANA) para obter as séries históricas hidroclimáticas. Os dados de precipitação são
143 oriundos das estações código 1341029 (Estação Ituaçu), 1440009 (Estação Lucaia), 1440032
144 (Estação Areião) e 1441000 (Estação Santo Antônio). Os dados de vazão foram obtidos da
145 estação fluviométrica de código 52405000 (Estação Lagoa do Tamburi), que está localizada na
146 seção de deságue da bacia, representando toda a área da BHRC.

147 Primeiramente, os dados diários de precipitação foram tratados para então serem obtidas
148 as variáveis relativas ao regime de chuvas anual. As falhas foram filtradas das análises,
149 permanecendo apenas observações diárias com valores observados. Neste trabalho, considerou-
150 se o ano hidrológico com início no mês de outubro.

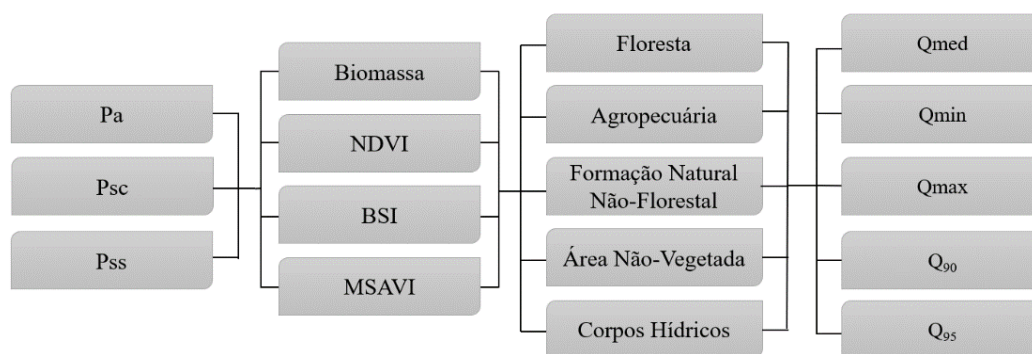
151 Com as coordenadas geográficas das estações pluviométricas, realizou-se a criação do
152 Polígono de Thiessen (THIESSEN, 1911) para a identificação da área de influência de cada
153 estação sobre a área total da bacia e, então, obtiveram-se as médias ponderadas de precipitação

154 total (Pa), precipitação média total do semestre mais chuvoso (Psc) e precipitação média total
155 do semestre mais seco (Pss) para cada ano da série histórica.

156 Os dados de vazão passaram por remoção de observações com falhas. Em seguida, foram
157 computadas as médias anuais referentes à vazão máxima (Qmax), vazão mínima (Qmin), vazão
158 média total anual (Qmed) e as vazões associadas às permanências de 90% e 95% do tempo,
159 chamadas de Q90 e Q95, respectivamente. O cálculo dos valores das vazões de permanência foi
160 realizado a partir da metodologia proposta por Collischonn e Dornelles (2013).

161 A avaliação do regime de vazões da BHRC foi realizada por meio da aplicação do teste
162 de Mann-Kendall (MANN, 1945; KENDALL, 1975). Esse teste permite avaliar a existência de
163 tendências monotônicas em séries históricas. Para identificar a inclinação da reta e a magnitude
164 da tendência, aplicou-se o teste de Theil-Sen (Sen's Slope) (RODGERS et al., 2020). Antes da
165 aplicação do teste de Mann-Kendall e da estimativa de Theil-Sen, foi avaliada a possibilidade
166 da existência de autocorrelação nas séries históricas de vazão e precipitação. Em caso da não
167 presença de autocorrelação para as variáveis analisadas, deve-se proceder com o teste de Mann-
168 Kendall diretamente sobre os dados obtidos.

169 Em função do grande número de variáveis, optou-se por utilizar a Análise de
170 Componentes Principais (ACP) para a avaliação entre as vazões e as variáveis independentes
171 (precipitações, índices espectrais, biomassa e uso do solo). Ao final, foram ajustados modelos
172 de regressão linear múltipla para modelar o regime de vazões da BHRC utilizando o esquema
173 apresentado na Figura 2, adaptado de Ferreira, Rodrigues e Silva (2021).



174
175 **Figura 2:** Esquema para a geração de equações de regressão linear múltipla para a estimativa dos valores de vazão,
176 adaptado de Ferreira, Rodrigues e Silva (2021).

177
178 A seleção dos modelos de regressão baseou-se no coeficiente de determinação ajustado
179 (R^2a) e no Índice de Concordância de Willmott (1981), que avalia as performances
180 do modelo ajustado em relação aos dados observados, usando a seguinte equação:

181
182
183
184
185
186
187
188
189
190
191
192
193
194
195
196
197
198
199
200
201
202
203
204

$$d = \frac{\sum_{i=1}^n (Pi - Oi)^2}{\sum_{i=1}^n (|Pi - \bar{O}| + |Oi - \bar{O}|)^2}$$

Em que P é o dado predito, O é o valor observado e \bar{O} é a média dos valores observados.

A avaliação da performance foi realizada utilizando-se a técnica de validação cruzada janela deslizante (*sliding window*), com um set de treino de 20 anos e avaliação de 5 anos.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Dinâmica de uso e cobertura do solo

A partir das imagens do MapBiomas foi possível identificar as classes de uso e ocupação do solo e suas respectivas áreas na BHRC entre os anos de 1988 a 2019, além das séries históricas de precipitação (Figura 3), sendo Floresta e Agropecuária as classes de maior abrangência. As demais classes de uso e cobertura do solo apresentaram áreas de cobertura com dimensões muito diminutas quando comparadas às áreas de floresta e agricultura. Nota-se uma tendência de redução mais acentuada na área ocupada por florestas até o ano de 2001, quando atingiu seu mínimo de área total ocupada na BHRC.

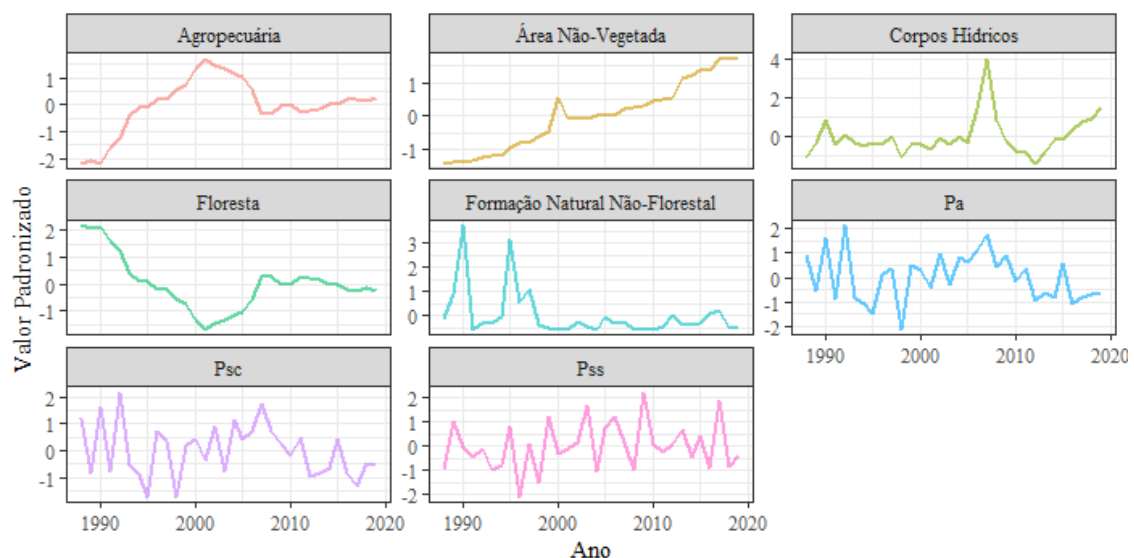


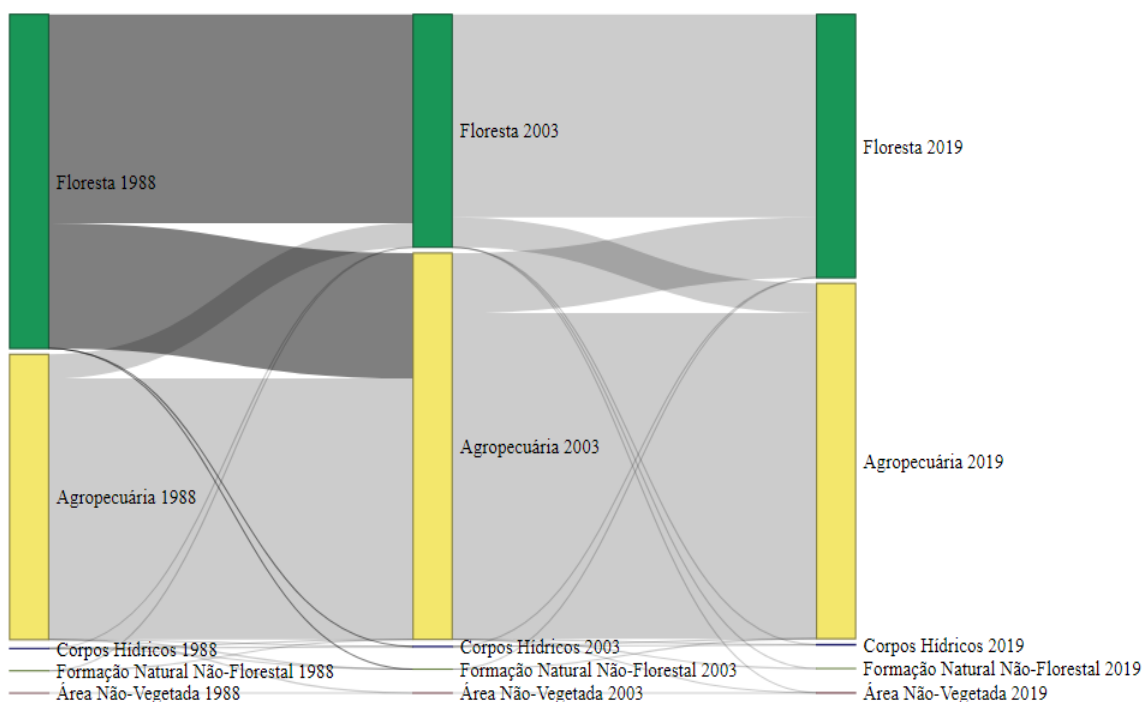
Figura 3: Ocupação do solo e histórico de precipitação anual na Bacia Hidrográfica do Ribeirão da Caveira-BA, entre 1988 a 2019 (valores do eixo “y” foram padronizados). Pa: Precipitação Anual, Psc: Precipitação Semestre Chuvoso, Pss: Precipitação Semestre Seco.

205 A partir desse ponto, a área ocupada por floresta manteve-se a níveis estáveis, embora
206 tenha apresentado, de modo geral, uma leve tendência de redução quando comparada ao início
207 da série histórica. Essa tendência de redução das áreas de floresta, especialmente nas áreas
208 presentes na Caatinga, também foi observada por Dutra (2019) para todo o estado da Bahia.

209 A classe Agropecuária na BHRC apresentou tendência espaço-temporal inversa à área de
210 Floresta. Após um período de forte expansão, que durou até 2001, foi possível observar uma
211 redução da área dedicada à agropecuária na bacia, sendo reconvertida principalmente em
212 florestas. Essa redução perdurou significativamente até 2007 e, desde então, seu
213 comportamento se mantém estável, com leve tendência de aumento. Em 2019, essa classe
214 correspondeu à maior parte da BHRC (Figuras 4 e 5). Uma razão para essa estagnação pode ser
215 a instabilidade econômica existente na região da última década.

216 A área ocupada por Agropecuária na BHRC apresentou tendência similar àquela
217 observada por Silva (2019), ao avaliar uma bacia hidrográfica no sul da Bahia. No trabalho em
218 questão, identificou-se, na Bacia do Rio Buranhém, um acréscimo na área agropecuária,
219 principalmente na década de 1990, e de tendência de recuperação na área de florestas após
220 2006. De modo geral, é possível observar uma redução significativa na área ocupada por
221 florestas na Bahia nas últimas décadas (SANTOS; NASCIMENTO; SILVA, 2020).

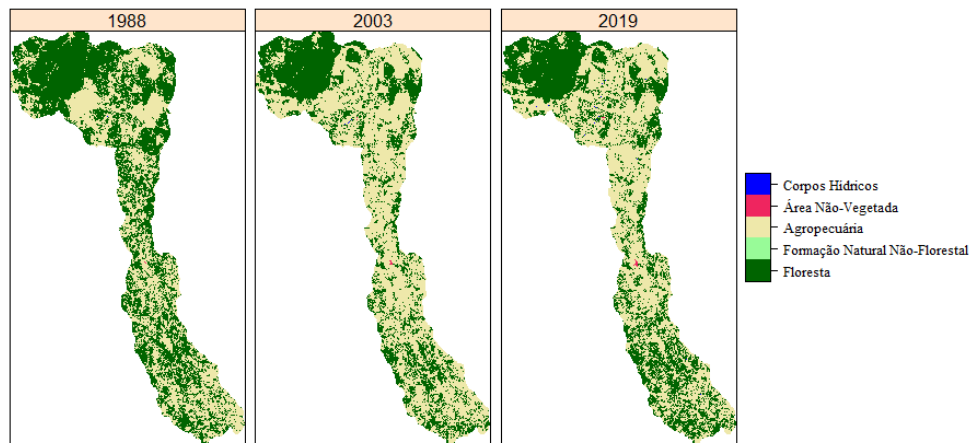
222



223

224 **Figura 4:** Diagrama de Sankey apresentando a dinâmica de uso e ocupação do solo na Bacia Hidrográfica do
225 Ribeirão da Caveira entre 1988, 2003 e 2019.

226



227

228 **Figura 5:** Mapas de uso e ocupação do solo na Bacia Hidrográfica do Ribeirão da Caveira em 1988, 2003 e 2019.

229

230 Já a classe Área Não-Vegetada apresentou crescimento durante todo o período, atingindo
 231 seu valor máximo nos últimos três anos da série. Essa classe de uso do solo representa uma
 232 fração relativamente ínfima da BHRC; entretanto, é um importante indicador da presença
 233 antrópica, funcionando como medida de estimativa de aumento populacional e da demanda por
 234 recursos naturais. A presença da classe de cobertura Área Não-Vegetada é observada
 235 principalmente em localidades caracterizadas pela forte presença antrópica, além de superfícies
 236 ocupadas por afloramentos rochosos e infraestrutura urbana, de acordo com a classificação do
 237 MapBiomas (BELMONT, 2018; GAVIOLI, HOSSOMI, 2020).

238

239 **Análise do regime de vazão**

240

241 O resultado dos testes para a avaliação do comportamento da série histórica de vazão na
 242 BHRC se encontra na Tabela 2. Os dados relativos às vazões de permanência Q_{90} e Q_{95}
 243 apresentaram tendência monotônica negativa ($p < 0,05$). De acordo com o teste de Theil-Sen, a
 244 Q_{90} possui tendência de redução com magnitude de $- 0,035 \text{ m}^3/\text{s}/\text{ano}$. Assim como a Q_{90} , a Q_{95}
 245 também apresentou uma tendência de diminuição, com ritmo de $- 0,018 \text{ m}^3/\text{s}/\text{ano}$. Nesse caso,
 246 ambas as vazões se caracterizam como não estacionárias.

247 As vazões médias (Q_{med}) e máxima (Q_{max}) não apresentaram tendências anuais
 248 estatisticamente significativas ($p < 0,05$), mesmo apresentando comportamento decrescente
 249 (Figura 6). Por outro lado, a Q_{min} apresentou uma tendência de redução ao longo do tempo (p
 250 $< 0,05$), da ordem de $- 0,780 \text{ m}^3/\text{s}/\text{ano}$ para a BHRC.

251 As variações nos regimes de vazão, especialmente no que diz respeito aos valores
 252 mínimos (Q_{min} , Q_{90} e Q_{95}), podem ser um indicativo da influência do uso da água para

253 atividades agropecuárias da região. As tendências de diminuição do regime de vazões Qmin,
 254 Q90 e Q95, foram da ordem de - 3,2 até - 2,6% (Figura 6).

255

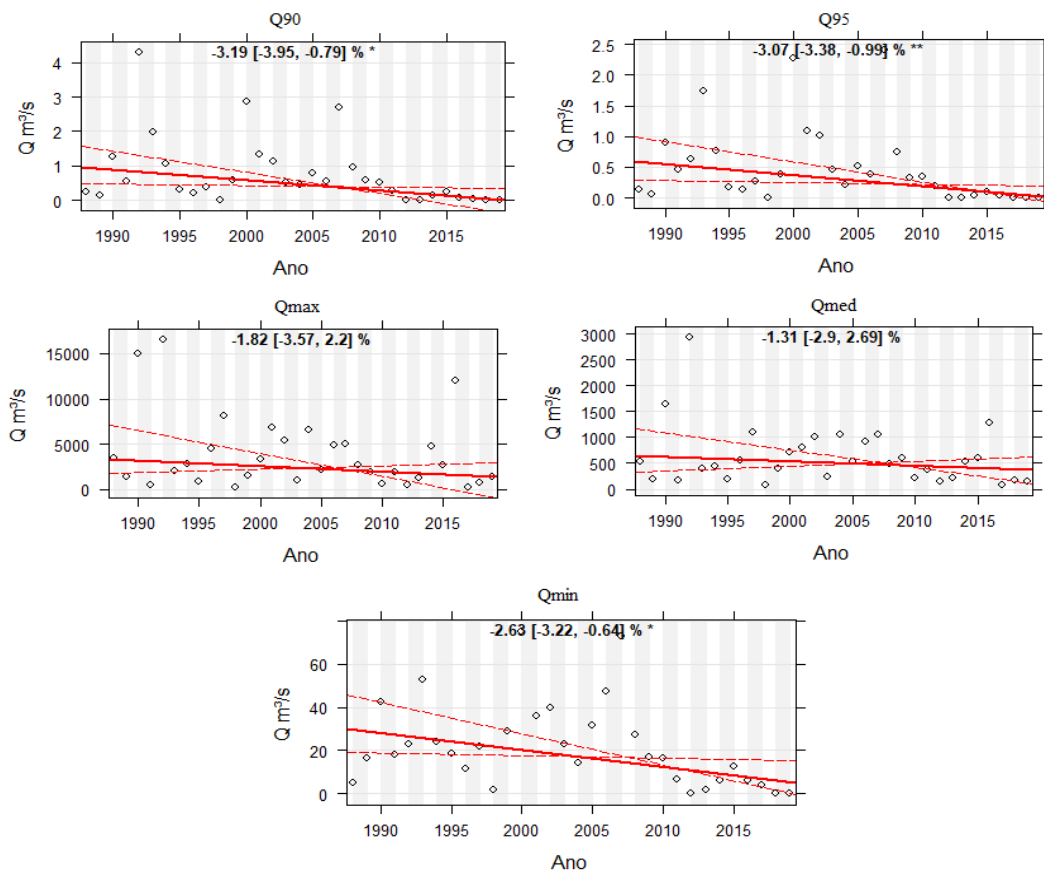
256 **Tabela 1:** Teste de Mann-Kendall e Theil-Sen para a avaliação do regime de vazões.

Variável	p-value	z-value	Tau MK	Sen's Slope
Q90	0,004	-2,870	-0,361	-0,035
Q95	0,007	-2,700	-0,342	-0,018
Qmax	0,168	-1,380	-0,173	-61,770
Qmed	0,277	-1,090	-0,137	-8,380
Qmin	0,010	-2,560	-0,321	-0,780
Pss	0,427	0,795	0,101	0,611
Psc	0,277	-1,087	-0,137	-3,896
Pa	0,466	-0,730	-0,093	-2,615

257 p-value: valor p, z-value: valor z, Tau MK: valor tau do teste de Mann-Kendall, Sen's Slope: inclinação da reta
 258 de Theil-Sen em valores absolutos (m³/s/ano).

259

260



261

262 **Figura 6:** Estimativa de Theil-Sen (%) da inclinação da reta referente aos regimes de vazões da Bacia
 263 Hidrográfica do Ribeirão da Caveira. Valores à frente dos colchetes indicam a variação da série histórica; já
 264 valores entre colchetes indicam, respectivamente, os intervalos de confiança inferiores e superiores da inclinação
 265 sob $p < 0,05$. A linha pontilhada indica o intervalo de confiança das estimativas. * = $p < 0,05$, ** = $p < 0,01$.

266

267 Não foi observada tendência na precipitação média total anual (Pa), precipitação média
268 total anual do semestre mais chuvoso (Psc) e precipitação média total anual do semestre mais
269 seco (Pss) ($p < 0,05$). É importante atentar-se para a possibilidade de que, mesmo com
270 comportamento estacionário, a precipitação pode exercer influência sobre o regime de vazões
271 (MENDES et al., 2018), principalmente pelo fato da precipitação, em determinadas situações,
272 ser o agente de maior impacto sobre as vazões em uma bacia, de acordo com Gupta et al. (2015).
273 Esses autores também observaram que impactos das mudanças na cobertura do solo vêm
274 aumentando nas últimas décadas em decorrência da aceleração da urbanização.

275 Analisando-se os dados de uso e ocupação do solo com os de vazões, verifica-se que a
276 redução na área florestal e o aumento das áreas não vegetadas e agropecuárias podem exercer
277 um efeito negativo sobre as vazões mínimas na BHRC. Esses resultados contrastam aos
278 observados por Dias et al. (2015), em que foram identificadas tendências de aumento no regime
279 de vazão em função da substituição da cobertura florestal por outros usos em bacias da
280 Amazônia. Entretanto, o aumento da demanda por recursos hídricos, além das mudanças de uso
281 do solo, pode desempenhar uma redução no regime de vazões ao longo do tempo (FERREIRA
282 et al., 2020). É importante destacar que as mudanças na cobertura do solo impactam
283 significativamente a dinâmica de vazões, tanto quanto os fatores climáticos (YIN et al., 2017).

284

285 **Análise das mudanças no uso do solo sobre o regime de vazão**

286

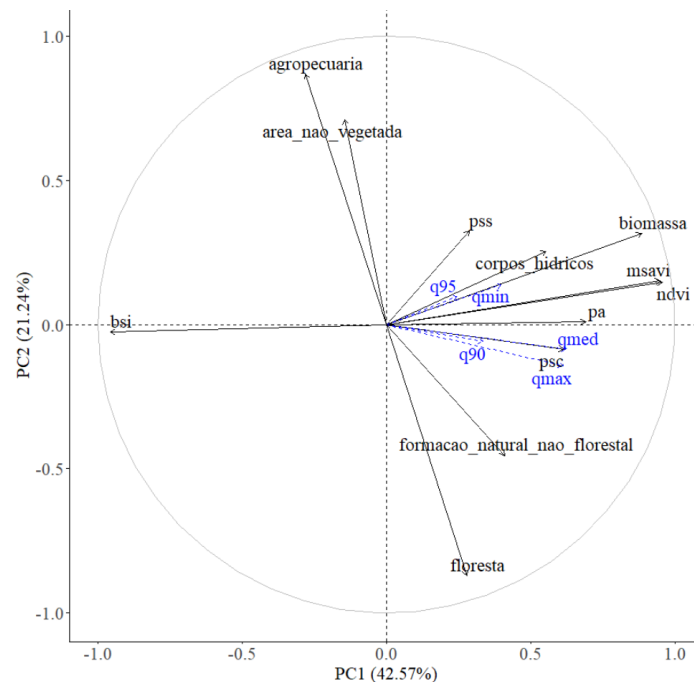
287 A partir da ACP (Figura 7), foi possível observar que os dados de precipitação,
288 especialmente Psc e Pa, foram os que apresentaram maior correlação com os dados de Qmed e
289 Qmax. O BSI também apresentou correlação com essas variáveis, mas com sentido contrário.
290 As variáveis relativas às vazões mínimas (Qmin, Q90 e Q95) apresentaram-se correlacionadas
291 positivamente à classe de cobertura do solo Corpos Hídricos e à Pss. Os índices espectrais
292 MSAVI e NDVI, assim como a biomassa, apresentaram correlação moderada com as variáveis
293 Qmed e Qmax. A existência de correlação entre a vazão e a precipitação (Psc e Pa) é algo
294 comum, já que em certas situações o regime hidrográfico de uma bacia é diretamente
295 influenciado pelo regime de chuvas (SHAO et al., 2018). Já a relação inversa entre o BSI e a
296 vazão pode ser um indicativo da influência da cobertura vegetal sobre o escoamento superficial
297 de uma bacia hidrográfica (BART et al., 2021).

298 Os dados apresentados na Tabela 3 mostram como a ACP discriminou as variáveis
299 analisadas usando os três primeiros componentes principais (PCs). O PC 1 (42,57%) se mostrou

300 fortemente associado às variáveis NDVI, BSI, MSAVI e biomassa e, de forma mais moderada,
301 à Pa e Psc.

302 De modo geral, o PC 1 apresenta uma associação significativa com as variáveis mais
303 correlacionadas às vazões Qmed e Qmax e uma leve associação ($< 0,60$) com a vazão mínima.
304 Esses resultados indicam a possibilidade de uso de índices espectrais a partir de imagens de
305 satélite para monitoramento de variáveis hidroclimáticas, como no trabalho realizado por
306 Olmos-Trujillo et al. (2020).

307 O PC 2 (21,24%) mostrou-se associado principalmente às variáveis relacionadas à
308 dinâmica de uso e ocupação do solo na BHRC, como Floresta, Agropecuária e Área Não-
309 Vegetada. Apresentou também fraca associação com variáveis relacionadas ao regime de vazão
310 anual da bacia, como demonstrado de forma mais clara na Figura 7.



311
312 **Figura 7:** Análise de Componentes Principais das variáveis anuais obtidas para a Bacia Hidrográfica do Ribeirão
313 da Caveira.

314
315 Já o PC 3 apresentou associação que variou de moderada a elevada, para as variáveis Pa
316 e Psc, sendo associado em um nível inferior ($< 0,60$) à classe Formação Natural Não-Florestal.
317 De modo geral, as classes de uso e cobertura do solo não apresentaram níveis elevados de
318 correlação com as variáveis hidroclimáticas, indicando que mudanças no uso do solo podem
319 não influenciar significativamente o regime de vazões na BHRC, diferentemente do
320 comportamento observado por Yin et al. (2017) ao avaliarem uma bacia localizada em zona de

321 transição semiárida e semiúmida, em que o uso do solo se mostrou um fator importante para o
322 ciclo hidrológico.

323

324 **Tabela 3:** Análise de Componentes Principais (ACP) com score > 0,60 (positivo ou negativo)
325 e da variância explicada e acumulada ao longo dos componentes.

Variáveis	PC1	PC2	PC3
NDVI	0,96	0,15	-0,16
MSAVI	0,95	0,15	-0,20
BSI	-0,96	-0,03	0,13
Precipitação Semestre Chuvoso	0,61	-0,09	0,76
Precipitação Semestre Seco	0,29	0,32	-0,38
Precipitação Anual	0,69	0,01	0,64
Floresta	0,28	-0,87	-0,06
Formação Natural Não-Florestal	0,41	-0,45	-0,49
Agropecuária	-0,28	0,87	0,06
Área Não-Vegetada	-0,15	0,71	-0,08
Corpos Hídricos	0,55	0,25	0,19
Biomassa	0,88	0,32	-0,23
Qmed	0,63	-0,09	0,39
Qmin	0,40	0,14	0,30
Qmax	0,61	-0,14	0,23
Q90	0,34	-0,06	0,48
Q95	0,25	0,10	0,37
Autovalores	5,11	2,55	1,57
Porcentagem (%)	42,57	21,24	13,09
Porcentagem Acumulada (%)	42,57	63,81	76,90

326

Valores em negrito indicam *score* > 0,6.

327

328 Para as variáveis Qmin, Q90 e Q95, nenhum modelo teve desempenho (R^2a) superior a 0,4.
329 Esse resultado já era esperado, tendo em vista o comportamento apresentado por essas variáveis
330 na ACP, em que elas demonstraram apenas baixos níveis de correlação com os demais fatores.
331 Isso pode ser atribuído ao fato de que o Ribeirão da Caveira não é um curso hídrico de alta
332 descarga, possuindo períodos de seca total, principalmente na última década. Assim, dados de
333 vazões mínimas podem atingir valores muito baixos ou iguais a zero em determinados períodos,
334 o que influencia a avaliação da dinâmica hídrica da bacia. Essa dinâmica da vazão mínima pode
335 ser atribuída à presença de corpos hídricos intermitentes na região.

336 Os modelos ajustados apresentaram resultados relativamente satisfatórios para as
337 variáveis Qmed e Qmax. A Qmed se mostrou influenciada positivamente pelo regime
338 pluviométrico relativo ao semestre mais chuvoso na bacia estudada e se mostrou influenciada
339 de forma negativa, pela intensidade de solo exposto na área (BSI). Essas variáveis foram
340 significativas pelo teste t ($p < 0,05$). Ferreira, Rodrigues e Silva (2021) obtiveram valores de
341 R^2a satisfatórios ($> 0,49$) para modelos ajustados para a Bacia do Rio Santo Antônio, em Minas
342 Gerais, tendo como variáveis explanatórias a precipitação e classes de uso e cobertura do solo.
343 De acordo com os autores, a Psc se mostrou atuante sobre a dinâmica do regime de vazões.

344 O regime de vazões máximas, Qmax, mostrou-se influenciado negativamente pela Pss e
 345 pela intensidade de solo exposto ao longo da BHRC, de acordo com o modelo de maior R^{2a}
 346 (Tabela 4). Levando-se em conta a significância de ambas as variáveis, uma explicação da ação
 347 negativa da Pss é o aumento da cobertura vegetal da superfície em função da maior
 348 disponibilidade hídrica para as plantas. Desse modo, a maior presença de cobertura vegetal
 349 pode aumentar a intensidade da interceptação pluviométrica e, conseqüentemente, reduzir o
 350 volume de água que escoar superficialmente (BART et al., 2021).

351
 352 **Tabela 4:** Modelos de regressão linear múltipla que melhor explicaram o regime de vazão da
 353 Bacia do Ribeirão da Caveira.

Modelos	R ^{2a}	F	d	β ₀	β ₁	β ₂	β ₃
Qmed ~ Psc + BSI	0,58	22,29*	0,432	-45,64	2,16	-3313,13	-
Qmed ~ Psc + Corpos Hídricos + BSI	0,58	14,99*	0,347	57,56	2,26	0,00	-3667,17
Qmed ~ Psc + Área Não-Vegetada + BSI	0,57	14,59*	0,416	34,66	2,12	0,00	-3219,20
Qmed ~ Psc + Formação Natural Não-Florestal + BSI	0,56	14,42*	0,444	-102,57	2,20	0,00	-3109,49
Qmax ~ Pss + BSI	0,48	15,53*	0,533	15209,99	-39,57	-49646,63	-
Qmax ~ Psc + Formação Natural Não-Florestal + MSAVI	0,47	10,29*	0,291	-9027,37	13,45	0,01	28193,16
Qmax ~ Pss + Formação Natural Não-Florestal + BSI	0,47	10,20*	0,528	14712,40	-39,26	0,00	-47378,34
Qmax ~ Psc + Formação Natural Não-Florestal + BSI	0,47	10,08*	0,327	-514,13	12,79	0,01	-20291,45
Qmin ~ Psc + Agropecuária + BSI	0,25	4,42*	0,366	-59,88	0,05	0,00	-93,32
Qmin ~ Psc + Floresta + BSI	0,25	4,42*	0,366	62,56	0,05	0,00	-93,12
Qmin ~ Precipitação + Agropecuária + BSI	0,24	4,31*	0,368	-64,38	0,05	0,00	-80,48
Qmin ~ Precipitação + Floresta + BSI	0,24	4,31*	0,367	50,12	0,05	0,00	-80,29
Q90 ~ Área Não-Vegetada + Psc	0,31	8,02*	0,522	-0,54	0,00	0,00	-
Q90 ~ Área Não-Vegetada + Precipitação	0,30	7,62*	0,520	-0,89	0,00	0,00	-
Q90 ~ Psc	0,29	13,88*	0,402	-1,07	0,00	-	-
Q90 ~ Psc + Área Não-Vegetada + BSI	0,29	5,19*	0,512	-0,41	0,00	-0,67	-
Q95 ~ Corpos Hídricos + Psc	0,17	4,10*	0,168	-0,40	0,00	0,00	-
Q95 ~ Psc + Corpos Hídricos + Biomassa	0,15	2,84	0,180	-0,29	0,00	0,00	-0,01
Q95 ~ Psc + Corpos Hídricos + MSAVI	0,15	2,83*	0,182	-0,12	0,00	0,00	-1,97
Q95 ~ Psc + Corpos Hídricos + NDVI	0,15	2,83*	0,179	-0,04	0,00	0,00	-1,25

354 Valores em negrito indicam parâmetros estatisticamente significativos pelo teste t (p < 0,05).

355
 356 Dentre as variáveis explanatórias, observou-se que, de modo geral, a Psc e o BSI foram
 357 as variáveis que tiveram associação mais comum para o conjunto de modelos ajustados. A
 358 presença de solo exposto na área da bacia devido à expansão urbana e áreas degradadas pode
 359 ser um indicativo da influência do aumento das demandas hídricas na bacia sobre a tendência
 360 de redução do regime de vazões (DIBALA; DEMISSIE; MIEGEL, 2020).

361 As diferentes classes de uso e ocupação do solo não apresentaram influência significativa
 362 sobre os regimes de vazões. Albuquerque et al. (2018) obtiveram resultados similares ao
 363 analisar o uso do solo e o regime de vazões na Bacia hidrográfica do Rio Verde Grande, em
 364 Minas Gerais, observando que mudanças na superfície do solo pouco influenciaram o regime
 365 hídrico. Resultados similares foram obtidos por Gupta et al. (2015), em que afirmaram que a
 366 precipitação é o fator de maior impacto no regime de vazões. Por outro lado, Aredo, Hatiye e

367 Pingale (2021) observaram que as mudanças no uso do solo, particularmente a expansão de
368 campos antrópicos e agricultura, atuaram significativamente sobre o regime hídrico, podendo
369 aumentar e reduzir a vazão média mensal nos períodos chuvosos e secos, respectivamente.

370 De acordo com os modelos de maior R^2 ajustado, a biomassa florestal estimada neste
371 trabalho não apresentou efeito significativo sobre o regime de vazões (Tabela 4). Esses
372 resultados diferem daqueles reportados por Bart et al. (2021), em que a redução da biomassa
373 florestal incrementou o regime de vazões no período chuvoso. Uma possível explicação para a
374 baixa capacidade de predição da vazão a partir dos valores de biomassa é que a equação
375 utilizada foi ajustada para uma região de características edafoclimáticas diferentes da BHRC.

376 A performance dos melhores modelos de cada variável ($R^2_a > 0,4$) foi avaliada a partir da
377 validação cruzada. Os modelos ajustados que apresentaram os melhores resultados, de acordo com o
378 Índice de Concordância de Willmott (d), foram aqueles que tiveram a Q_{max} e Q_{med} como variáveis
379 resposta. Não existe uma recomendação absoluta para os valores de d , mas, de modo geral, valores
380 próximos a 1 indicam elevada concordância, e valores próximos de 0 indicam fraca concordância do
381 modelo (YEO et al., 2021). Neste trabalho, os modelos selecionados apresentaram resultados de d
382 moderados, indicando a possibilidade de utilização desses modelos para a predição do regime hídrico
383 de bacias hidrográficas localizadas em regiões com características semelhantes às da BHRC.

384 Ainda que a precipitação se mostre o fator mais atuante sobre o regime de vazões na BHRC, as
385 mudanças na ocupação do solo podem atuar como um potencializador dos efeitos da variabilidade
386 climática (KIM et al., 2013). A utilização de técnicas de modelagem para o entendimento da relação
387 entre o regime de vazões e demais variáveis, além da predição da produtividade hídrica de bacias
388 hidrográficas, mostra-se uma ferramenta importante para o manejo dos recursos naturais (HWANG
389 et al., 2018). Modelos para a predição dos regimes hídricos utilizando variáveis climáticas e espectrais
390 podem ser um auxílio importante na estimativa de vazões para gestores de recursos hídricos
391 (FERREIRA; RODRIGUES; SILVA, 2021). Entretanto, sua utilização deve ser realizada com
392 cautela, em função das suas limitações no que diz respeito ao entendimento dos processos que
393 ocorrem na bacia, embora possuam importante aplicação do ponto de vista preditivo.

394

395

396 CONCLUSÕES

397

398 As classes de uso e cobertura do solo, Agropecuária e Floresta, foram as que demonstraram
399 maiores extensões dentro dos limites da bacia estudada, apresentando evolução inversamente
400 proporcional ao longo do tempo.

401 As classes de uso e cobertura do solo e a estimativa da biomassa florestal não exerceram
402 efeito aparente sobre o regime de vazão da bacia. Por outro lado, a precipitação e a extensão de
403 solo exposto foram os fatores de maior importância sobre os modelos de regressão do regime
404 hidrológico.

405 Os modelos de regressão linear ajustados, tendo como variável dependente a vazão,
406 apresentaram valores moderados para o Índice de Concordância de Willmott. Os melhores
407 modelos tiveram a Qmax e Qmed como resposta.

408

409

410 **REFERÊNCIAS**

411

412 ALBUQUERQUE, L. C. et al. Influência do uso e ocupação do solo sobre a vazão do alto da
413 bacia do Rio Verde Grande-MG/Influence of land use on streamflow from the upper watershed
414 of Rio Verde Grande-MG. **Caderno de Ciências Agrárias**, 10: 15-22, 2018.

415

416 ANDRADE, M. P.; RIBEIRO, C. B. M. Impacts of land use and cover change on Paraíba do Sul
417 watershed streamflow using the SWAT model. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, 25: 12, 2020.

418

419 AREDO, M. R.; HATIYE, S. D.; PINGALE, S. M. Impact of land use/land cover change on
420 stream flow in the Shaya catchment of Ethiopia using the MIKE SHE model. **Arabian Journal
421 of Geosciences**, 14: 1-15, 2021.

422

423 BARROS, A. S.; FARIAS, L. M.; MARINHO, J. L. A. Aplicação do Índice de Vegetação por
424 Diferença Normalizada (NDVI) na Caracterização da Cobertura Vegetativa de Juazeiro Do
425 Norte–CE. **Revista Brasileira de Geografia Física**, 13: 2885-2895, 2020.

426

427 BART, R. R. et al. Assessing the effects of forest biomass reductions on forest health and
428 streamflow. **Hydrological Processes**, 35: e14114, 2021.

429

430 BELMONT, A. M. **Dinâmica de uso e ocupação da terra e incêndios florestais no Parque
431 Nacional Chapada dos Veadeiros**. 2018. 59 f. Monografia (Graduação em Engenharia
432 Florestal) – Universidade de Brasília, Brasília, 2018.

433

434 DIAS, L. C. P. et al. Effects of land cover change on evapotranspiration and streamflow of
435 small catchments in the Upper Xingu River Basin, Central Brazil. **Journal of Hydrology:**
436 **Regional Studies**, 4: 108-122, 2015.

437

438 DUTRA, A. C. **Mapeamento e monitoramento da cobertura vegetal do estado da Bahia**
439 **utilizando dados multitemporais de sensores ópticos orbitais**. 2019. 108 f. Dissertação
440 (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José
441 dos Campos, 2019.

442

443 FERREIRA, F. L. V. et al. Tendência em séries hidrológicas e de mudanças no uso e cobertura
444 da terra da bacia hidrográfica do rio Guanhães, Minas Gerais. **Brazilian Journal of Animal**
445 **and Environmental Research**, Curitiba, 3: 447-459, 2020.

446

447 FERREIRA, F. L. V.; RODRIGUES, L. N.; SILVA, D. D. Influence of changes in land use and
448 land cover and rainfall on the streamflow regime of a watershed located in the transitioning
449 region of the Brazilian Biomes Atlantic Forest and Cerrado. **Environmental Monitoring and**
450 **Assessment**, 193: 1-17, 2021

451

452 GAVIOLI, F. R.; HOSSOMI, A. M. T. Avaliação da temporalidade de ocupações em áreas de
453 preservação permanente no município de Jundiaí/SP. **Revista da Sociedade Brasileira de**
454 **Arborização Urbana**, 15: 01-17, 2020.

455

456 GUPTA, S. C. et al. Climate and agricultural land use change impacts on streamflow in the
457 upper midwestern United States. **Water Resources Research**, 51: 5301-5317, 2015.

458

459 HUSSAIN, S. et al. Using GIS tools to detect the land use/land cover changes during forty years in
460 Lodhran district of Pakistan. **Environmental Science and Pollution Research**, s/v.: 1-17, 2019.

461

462 HWANG, T. et al. Nonstationary hydrologic behavior in forested watersheds is mediated by
463 climate-induced changes in growing season length and subsequent vegetation growth. **Water**
464 **Resources Research**, 54: 5359-5375, 2018.

465

466 JAMES, G. et al. **An introduction to statistical learning**. New York: Springer, 2013. 426 p.

467

468 KENDALL, M. G. **Rank correlation measures**. London: Charles Griffin, 1975. 220 p.
469
470 KIM, J. et al. Impacts of changes in climate and land use/land cover under IPCC RCP scenarios
471 on streamflow in the Hoeya River Basin, Korea. **Science of the Total Environment**, 452: 181-
472 195, 2013.
473
474 LIMA JUNIOR, C. de et al. Estimativa de biomassa lenhosa da caatinga com uso de equações
475 alométricas e índice de vegetação. **Scientia Forestalis**, 42: 289-298, jun. 2014.
476
477 MANN, H. B. Non-parametric test against trend. **Econometrika**, 13: 245-259, 1945.
478
479 MATOS, P. S.; BARRETO-GARCIA, P. A. B.; SCORIZA, R. N. Effect of different forest
480 management practices on the soil macrofauna in the arboreal Caatinga. **Revista Caatinga**, 32:
481 741-750. 2019.
482
483 MEKONNEN, D. F. et al. Analysis of the combined and single effects of LULC and climate
484 change on the streamflow of the Upper Blue Nile River Basin (UBNRB): Using statistical trend
485 tests, remote sensing landcover maps and the SWAT model. **Hydrology and Earth System**
486 **Sciences**, s/v.: 1-26, 2017.
487
488 MENDES, N. G. S. et al. Relationship between the streamflows and precipitations in
489 Itapemirim River Basin. **Floresta**, 49: 171-180. 2019.
490
491 OLMOS-TRUJILLO, E. et al. Spatio-temporal response of vegetation indices to rainfall and
492 temperature in a semiarid region. **Sustainability**, 12: 1939, 2020.
493
494 RODGERS, K. et al. An Analysis of Streamflow Trends in the Southern and Southeastern US
495 from 1950–2015. **Water**, 12: 3345, 2020.
496
497 ROY, D. P. et al. Characterization of Landsat-7 to Landsat-8 reflective wavelength and
498 normalized difference vegetation index continuity. **Remote sensing of Environment**, 185: 57-
499 70, 2016.
500

501 SANTOS, C. A. G.; NASCIMENTO, T. V. M.; SILVA, R. M. Analysis of forest cover changes
502 and trends in the Brazilian semiarid region between 2000 and 2018. **Environmental Earth**
503 **Sciences**, 79: 1-20. 2020.

504

505 SHAO, G. et al. The impacts of climate variability and land use change on streamflow in the
506 Hailiutu river basin. **Water**, 10: 814, 2018.

507

508 SILVA, G. M. F. **Influência do Uso e Ocupação do Solo na Disponibilidade Hídrica do Rio**
509 **Buranhém**. 2019. 86 f. Dissertação (Mestrado em Ciências e Tecnologias Ambientais) –
510 Universidade Federal do Sul da Bahia, Porto Seguro, 2019.

511

512 SOUZA, C. M. et al. Reconstructing three decades of land use and land cover changes in
513 brazilian biomes with landsat archive and earth engine. **Remote Sensing**, 12: 2735, 2020.

514

515 SUN, G. et al. Impacts of forest biomass removal on water yield across the United States. In:
516 EFROYMSON, R. A.; LANGHOLTZ, M. H.; JOHNSON, K. E.; STOKES, B. J. (Eds.). **2016**
517 **Billion-Ton Report: Advancing Domestic Resources for a Thriving Bioeconomy**. Oak Ridge
518 National Laboratory: Oak Ridge, TN, 1: 211-233, 2017.

519

520 SWAIN, J. B.; PATRA, K. C. Impact assessment of land use/land cover and climate change on
521 streamflow regionalization in an ungauged catchment. **Journal of Water and Climate**
522 **Change**, 10: 554-568, 2019.

523

524 THAKUR, T. K. et al. Land use land cover change detection through geospatial analysis in an
525 Indian Biosphere Reserve. **Trees, Forests and People**, 2: 100018, 2020.

526

527 THIESSEN, A. H. Precipitation averages for large areas. **Monthly Weather Review**, 39:
528 1082-1089, 1911.

529

530 VOGELER, J. C. et al. Extracting the full value of the Landsat archive: Inter-sensor
531 harmonization for the mapping of Minnesota forest canopy cover (1973–2015). **Remote**
532 **sensing of environment**, 209: 363-374, 2018.

533

534 WILLMOTT, C. J. On the validation of models. **Physical geography**, 2: 184-194, 1981.

535

536 YEO, L. B. et al. Interrelationships between Land Use Land Cover (LULC) and Human
537 Thermal Comfort (HTC): A Comparative Analysis of Different Spatial
538 Settings. **Sustainability**, 13: 382, 2021.

539

540 YIN, J. et al. Effects of land use/land cover and climate changes on surface runoff in a semi-
541 humid and semi-arid transition zone in northwest China. **Hydrology and Earth System**
542 **Sciences**, 21: 183-196, 2017.

5. CONCLUSÕES GERAIS

Parte significativa da Bacia Hidrográfica do Atlântico Leste se encontra atualmente em estado crítico de sensibilidade à desertificação, embora as regiões costeiras da bacia apresentem baixos níveis de vulnerabilidade.

O Índice de Sensibilidade Ambiental produzido usando o modelo MEDALUS permitiu a compreensão da distribuição espacial da sensibilidade à desertificação, possibilitando identificar os fatores atuantes para a sua ocorrência quando avaliado juntamente ao Índice de Fatores Ambientalmente Críticos.

As classes de uso e cobertura do solo, Agropecuária e Floresta, foram as que apresentaram maior incidência dentro da Bacia do Ribeirão da Caveira. Essas classes tiveram evolução inversamente proporcional ao longo do período entre 1988 e 2019.

De modo geral, as classes de uso e cobertura do solo e a estimativa da biomassa florestal não exerceram efeito sobre o regime de vazão da Bacia Hidrográfica do Ribeirão da Caveira.

A precipitação e a extensão de solo exposto, expressas pelo BSI (Bare Soil Index), foram as variáveis mais importantes para os modelos de regressão do regime de vazão.

Os melhores modelos de regressão linear ajustados para o regime de vazão apresentaram valores moderados para o Índice de Concordância de Willmott.

ANEXO

ANEXO A – Normas Revista Caatinga

Digitação: o texto deve ser composto em programa Word (DOC) ou compatível e os gráficos em programas compatíveis com o Windows, como Excel, e formato de imagens: Figuras (GIF) e Fotos (JPEG). Deve ter no máximo 20 páginas, tamanho A4, digitado com espaçamento 1,5, fonte Times New Roman, estilo normal, tamanho 12 e parágrafo recuado por 1 cm. Todas as margens deverão ter 2,5 cm. Páginas e linhas devem ser numerados; os números de páginas devem ser colocados na margem inferior, à direita e as linhas numeradas de forma contínua. Se forem necessárias outras orientações, entre em contato com o Comitê Editorial.

Tamanho: o manuscrito não deverá ultrapassar 2,0 MB.

Organização: o artigo científico deverá ser organizado em título, nome do(s) autor(es), resumo, palavras-chave, título em inglês, abstract, keywords, introdução, material e métodos, resultados e discussão, conclusão, agradecimentos (opcional), e referências.

Título: deve ser escrito em maiúsculo, negrito, centralizado na página, no máximo com 15 palavras, não deve ter subtítulo e abreviações. O nome científico deve ser indicado no título apenas se a espécie for desconhecida. Os títulos das demais seções da estrutura (resumo, abstract, introdução, material e métodos, resultados e discussão, conclusão, agradecimentos e referências) deverão ser escritos em letra maiúscula, negrito e justificado à esquerda.

Autores(es): nomes completos, sem abreviaturas, em letra maiúscula, um após o outro, separados por vírgula e centralizados. Essas informações deverão constar apenas na versão final do artigo. Na primeira versão do artigo submetido, os nomes dos autores e a nota de rodapé com os endereços deverão ser omitidos.

Resumo e Abstract: no mínimo 100 e no máximo 250 palavras.

Palavras-chave e Keywords: a primeira letra maiúscula. Devem ter, no mínimo, três e, no máximo, cinco palavras, não constantes no Título/Title e separadas por ponto (consultar modelo de artigo).

Introdução: no máximo, 550 palavras, contendo citações atuais que apresentem relação com o assunto abordado na pesquisa.

Conclusão: deve ser em texto corrido, sem tópicos.

Agradecimentos: logo após as conclusões, poderão vir os agradecimentos a pessoas ou instituições, indicando, de forma clara, as razões pelas quais os faz.

Tabelas: sempre com orientação em “retrato”, fonte Times New Roman, estilo normal, tamanho 12. Serão numeradas consecutivamente com algarismos arábicos na parte superior. Não usar linhas verticais. As linhas horizontais devem ser usadas para separar o título do cabeçalho e este do conteúdo, além de uma no final da tabela. Cada dado deve ocupar uma célula distinta. Não usar negrito ou letra maiúscula no cabeçalho. Recomenda-se que as tabelas apresentem 8,2 cm de largura, não ultrapassando 17 cm.

Figuras: sempre com orientação em “retrato”. Gráficos, fotografias ou desenhos levarão a denominação geral de Figura sucedida de numeração arábica crescente e legenda na parte inferior. Para a preparação dos gráficos deve-se utilizar “softwares” compatíveis com “Microsoft Windows”. A resolução deve ter qualidade máxima com pelo menos 300 dpi. As figuras devem apresentar 8,5 cm de largura, não ultrapassando 17 cm. A fonte empregada deve ser a Times New Roman, corpo 10 e não usar negrito na identificação dos eixos. As linhas dos eixos devem apresentar uma espessura de 1,5 mm de cor preta. A Revista Caatinga reserva-se ao direito de não aceitar tabelas e/ou figuras com ORIENTAÇÃO na forma “paisagem” ou que apresentem mais de 17 cm de largura. Tabelas e Figuras devem ser inseridas logo após a sua primeira citação.

Equações: devem ser digitadas usando o editor de equações do Word, com a fonte Times New Roman. As equações devem receber uma numeração arábica crescente. As equações devem apresentar o seguinte padrão de tamanho:

Inteiro = 12 pt

Subscrito/sobrescrito = 8 pt

Sub-subscrito/sobrescrito = 5 pt

Símbolo = 18 pt

Subsímbolo = 14 pt

Estas definições são encontradas no editor de equação no Word.