

Tpia: um novo índice de potencial de infiltração integrado ao google earth engine com calibração para solos brasileiros.

Tpia: a new infiltration potential index integrated into google earth engine with calibration for brazilian soils.

Douglas Portal de Souza
Marcelo Augusto Machado Vasconcelos
Gleicy Durães Pantoja
Kelven Ruan Pereira Rego
João Gabriel Castro Amaro
Anderson Costa Campos
Rodrigo de Souza Santos Chaves
Wenzel Souza Nicácio
Victor Moreira Barbosa
Maria Isabel Vitorino

RESUMO

O Índice de Potencial de Infiltração (TPIA) foi desenvolvido como uma ferramenta para estimativa do potencial de infiltração em todo o território brasileiro, integrando múltiplas variáveis geoambientais processadas na plataforma Google Earth Engine. O índice combina dados de precipitação (CHIRPS), permeabilidade do solo

(OpenLandMap), declividade (SRTM) e uso da terra (MapBiomias) por meio de normalização linear e agregação multiplicativa, gerando um indicador na escala 0-1 com resolução final de 30 metros. Como diferencial, a velocidade de infiltração é estimada a partir da textura do solo utilizando valores calibrados especificamente para solos brasileiros com base no Ksat-SSIR-DB (Embrapa, 2025). Foi desenvolvida uma interface gráfica interativa no Google Earth Engine que permite a usuários não-especialistas delimitarem suas áreas de interesse, selecionarem períodos de análise e obterem resultados imediatos, incluindo mapas e estatísticas. A ferramenta foi aplicada em quatro regiões representativas do Brasil (Amazônia, Cerrado, Semiárido e Região Metropolitana de São Paulo), evidenciando sua sensibilidade às diferentes realidades ambientais e antrópicas, com TPIA médio variando de 0,098 a 0,421 e velocidades de infiltração estimadas entre 4,3 mm/h e 32,4 mm/h. O código fonte está disponível para acesso e reprodução, contribuindo para a gestão de recursos hídricos, planejamento territorial e pesquisa acadêmica no país.

Palavras-chave: Infiltração; Google Earth Engine; Sensoriamento remoto; Recursos hídricos; TPIA; Solos brasileiros.

ABSTRACT

The Total Potential Infiltration Index (TPIA) was developed as a tool to estimate infiltration potential across the Brazilian territory, integrating multiple geoenvironmental variables processed via the Google Earth Engine platform. The index combines precipitation data (CHIRPS), soil permeability (OpenLandMap), slope (SRTM), and land use (MapBiomias) through linear normalization and multiplicative aggregation, generating an indicator on a 0–1 scale with a final resolution of 30 meters. As a distinguishing feature, infiltration velocity is estimated based on soil texture using values specifically calibrated for Brazilian soils according to the Ksat-SSIR-DB (Embrapa, 2025). An interactive graphical interface was developed in Google Earth Engine, allowing non-expert users to delineate their areas of interest, select analysis periods, and obtain immediate results, including maps and statistics. The tool was applied in four representative regions of Brazil (Amazon, Cerrado, Semi-arid, and the São Paulo Metropolitan Region), demonstrating its sensitivity to different environmental and anthropic realities, with average TPIA ranging from 0.098 to 0.421

and estimated infiltration velocities between 4.3 mm/h and 32.4 mm/h. The source code is available for access and reproduction, contributing to water resource management, territorial planning, and academic research in the country.

Keywords: Infiltration; Google Earth Engine; Remote sensing; Water resources; TPIA; Brazilian soils.

INTRODUÇÃO

A água é um recurso essencial para a vida e para os processos ecológicos, sendo a infiltração um dos componentes fundamentais do ciclo hidrológico. Este processo consiste na penetração da água no solo, alimentando aquíferos, mantendo a umidade do solo e regulando o escoamento superficial (HORTON, 1933; HILLEL, 1998). Na Amazônia, a infiltração desempenha papel crucial na manutenção do equilíbrio hídrico, na recarga de aquíferos e na regulação de vazões dos rios, além de influenciar diretamente a ocorrência de eventos extremos como enchentes e deslizamentos (NOBRE et al., 2016). Compreender a distribuição espacial do potencial de infiltração é, portanto, fundamental para a gestão sustentável dos recursos hídricos e para a prevenção de desastres naturais, especialmente em cenários de mudanças climáticas e pressão antrópica sobre a cobertura vegetal (MARENGO et al., 2020).

Os métodos tradicionais para estimativa da infiltração, como o método de Horton (1940), a equação de Philip (1957) e o método SCS-CN (Soil Conservation Service Curve Number) desenvolvido pelo USDA (1972), baseiam-se em medições de campo e equações empíricas.

Embora precisos em escala local, tais métodos apresentam limitações significativas quando aplicados em grandes áreas, como bacias hidrográficas: requerem extenso trabalho de campo, são custosos, demandam muito tempo e não capturam a heterogeneidade espacial dos fatores condicionantes (SARTORI et al., 2005). Adicionalmente, a dinâmica de mudanças no uso da terra, particularmente intensa na Amazônia nas últimas décadas (SOUZA et al., 2020), torna rapidamente obsoletas as estimativas baseadas em dados pontuais e estáticos, exigindo abordagens que integrem múltiplas variáveis em escala regional.

O avanço do sensoriamento remoto e das plataformas de processamento em nuvem abre novas possibilidades para a estimativa do potencial de infiltração em larga escala. O Google Earth Engine (GEE) é uma plataforma que combina um catálogo

massivo de dados geoespaciais (mais de 70 petabytes) com capacidade de processamento distribuído, permitindo análises complexas sem necessidade de download ou infraestrutura local (GORELICK et al., 2017).

Dados como precipitação (CHIRPS - FUNK et al., 2015), propriedades do solo (OpenLandMap - HENTSCHEL et al., 2016), topografia (SRTM - FARR et al., 2007) e uso da terra (MapBiomias - SOUZA et al., 2020) estão disponíveis na plataforma com resoluções espaciais que variam de 30 m a 5 km, permitindo análises integradas e multitemporais em qualquer região do território brasileiro.

Diante desse contexto, este trabalho propõe o Índice de Potencial de Infiltração (TPIA - Terrain Potential Infiltration Index), um indicador composto desenvolvido no ambiente Google Earth Engine que integra quatro variáveis geoambientais: precipitação (CHIRPS - 5 km), permeabilidade do solo (OpenLandMap - 250 m), declividade (SRTM - 30 m) e uso da terra (MapBiomias - 30 m). O índice é normalizado na escala 0-1 através de agregação multiplicativa, onde valores próximos a 1 indicam maior potencial de infiltração. Como diferencial, a velocidade de infiltração é estimada a partir da textura do solo utilizando valores calibrados para solos brasileiros com base no Ksat-SSIR-DB (Embrapa, 2025), desenvolvido por Ottoni et al. (2025), que apresenta diferenças significativas em relação aos valores internacionais tradicionalmente utilizados (RAWLS et al., 1998). O índice final é gerado na resolução de 30 m, permitindo análises detalhadas em escala de bacia hidrográfica.

OBJETIVOS

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver e disponibilizar uma ferramenta para estimativa do potencial de infiltração baseada em múltiplas variáveis geoambientais processadas no Google Earth Engine, com valores calibrados para solos brasileiros.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Como objetivos específicos, busca-se:
- Integrar dados de precipitação (CHIRPS), solo (OpenLandMap), declividade (SRTM) e uso da terra (MapBiomias) em um índice único com resolução final de 30 m;

- Implementar uma interface gráfica interativa que permita a usuários não-especialistas delimitar suas áreas de interesse e obter resultados imediatos;
- Discutir as potencialidades e limitações da abordagem proposta, incluindo as implicações do uso de diferentes escalas espaciais.

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Processos de infiltração

A infiltração é definida como o processo pelo qual a água proveniente da precipitação atravessa a superfície do solo e penetra no perfil, movendo-se verticalmente sob a ação da gravidade e das forças capilares (HILLEL, 1998; LIBARDI, 2005). Este processo constitui um dos componentes fundamentais do ciclo hidrológico, pois determina a partição da água entre o escoamento superficial e o armazenamento no solo, influenciando diretamente a recarga de aquíferos, a umidade do solo para as plantas e a geração de vazões nos cursos d'água (REICHARDT, 1990; BERTONI & LOMBARDI NETO, 2017).

Do ponto de vista físico-matemático, a infiltração é governada pela equação de Richards (1931), que descreve o fluxo de água em meios porosos não saturados combinando a lei de Darcy com a equação da continuidade. Trata-se de uma equação diferencial parcial não-linear de difícil solução analítica, o que levou ao desenvolvimento de modelos empíricos e conceituais para aplicações práticas (PREVEDELLO, 1996). Entre os modelos mais conhecidos destacam-se:

a) Modelo de Horton (1940)

Descreve o decaimento exponencial da taxa de infiltração ao longo do tempo, partindo de uma taxa inicial (f_0) até uma taxa de equilíbrio (f_c), conforme a equação $f(t) = f_c + (f_0 - f_c)e^{-kt}$. Segundo Pinto et al. (1976), este modelo é amplamente utilizado em projetos de engenharia devido à sua simplicidade e ajuste a dados experimentais.

b) Equação de Philip (1957)

Separa os efeitos da sorvidade (capilaridade) e da condutividade hidráulica (gravidade), na forma $I(t) = S \cdot t^{1/2} + A \cdot t$, onde S é a ¹sorvidade e A é um parâmetro relacionado à condutividade hidráulica (PHILIP, 1957). Este modelo tem base física mais sólida, sendo preferido em estudos acadêmicos (REICHARDT, 1990).

c) Método SCS-CN (USDA, 1972)

Desenvolvido pelo Soil Conservation Service dos Estados Unidos, estima o escoamento superficial a partir da precipitação e de um parâmetro adimensional chamado Curva Número (CN), que depende do tipo de solo, uso da terra e condição de umidade antecedente (SARTORI et al., 2005). Apesar de sua origem empírica, o método é amplamente utilizado em todo o mundo devido à sua simplicidade e à vasta experiência acumulada (PRUSKI et al., 2003).

No contexto brasileiro, estudos como os de Brandão et al. (2006) e Bocanegra et al. (2018) têm aplicado e calibrado estes modelos para condições tropicais, ressaltando a necessidade de parametrização local. Particularmente na Amazônia, a escassez de dados de campo torna desafiadora a aplicação direta destes métodos, justificando abordagens baseadas em sensoriamento remoto como a proposta neste trabalho (NOBRE et al., 2016).

Fatores Controladores da Infiltração

A infiltração é controlada por múltiplos fatores que atuam de forma integrada e não-linear. Compreender estes fatores é essencial para a modelagem do processo e para a interpretação dos resultados do TPIA. Com base na literatura especializada, os principais fatores são:

Precipitação

A intensidade, duração e distribuição temporal das chuvas determinam a quantidade de água disponível para infiltrar e a energia cinética que atinge a superfície do solo. Chuvas de alta intensidade podem superar a capacidade de infiltração do solo, gerando escoamento superficial por excesso de Horton (HORTON, 1933). Na

¹ Sorvidade (S) é a capacidade inicial do solo de absorver água por forças capilares durante a infiltração em condição não saturada, sendo influenciada pela textura, estrutura e umidade antecedente do solo (PHILIP, 1957).

Amazônia, as chuvas são caracterizadas por alta intensidade e concentração sazonal, com totais anuais que podem ultrapassar 2.500 mm (MARENGO et al., 2020; FISCH et al., 1998). Marengo et al. (2016) destacam que eventos extremos de precipitação têm se tornado mais frequentes na região, aumentando o risco de enchentes e deslizamentos.

b) Propriedades do solo

A textura, estrutura, porosidade, densidade e umidade antecedente são determinantes para a condutividade hidráulica do solo. Solos arenosos, com predomínio de macroporos, apresentam maiores taxas de infiltração quando comparados a solos argilosos (RAWLS et al., 1998; LIBARDI, 2005). No Brasil, estudos recentes têm demonstrado que solos tropicais, especialmente os Latossolos, apresentam comportamento hídrico distinto dos solos de regiões temperadas. Teixeira et al. (2025), pesquisadores da Embrapa Solos, enfatizam que "precisamos de dados nacionais confiáveis de forma que possamos parar de usar valores e modelos cuja calibração é feita naqueles países e que levam em conta outros tipos de solo". Esta constatação fundamenta a opção por valores calibrados do Ksat-SSIR-DB (OTTONI et al., 2025) no presente trabalho.

c) Declividade

A inclinação do terreno influencia a velocidade do escoamento superficial e, conseqüentemente, o tempo de contato da água com a superfície do solo. Em áreas mais declivosas, há menor oportunidade para infiltração, favorecendo o escoamento (EMBRAPA, 2018; TUCCI, 2002).

Tucci (2002) ressalta que a declividade é um dos parâmetros mais importantes em modelos hidrológicos distribuídos, pois afeta tanto a infiltração quanto a geração de hidrogramas.

d) Cobertura e uso da terra

A vegetação protege o solo do impacto direto das gotas de chuva (efeito splash), reduz a compactação superficial, aumenta a porosidade através do sistema radicular e adiciona matéria orgânica, que melhora a estruturação do solo (SOUZA et al., 2020; BERTOL et al., 2000). Estudos comparativos, como o de Carvalho et al. (2024), demonstram diferenças expressivas nas taxas de infiltração entre usos do solo: em

medições realizadas com infiltrômetro de duplo anel, os autores encontraram valores de 165 cm/h em área de floresta, 14,2 cm/h em agricultura e apenas 4,0 cm/h em pastagem. Resultados similares foram obtidos por Martins & Santos (2017), que observaram correlação inversa entre infiltração e resistência à penetração em sistemas de plantio direto com e sem rotação de culturas.

e) Interações entre fatores

É fundamental destacar que estes fatores não atuam isoladamente, mas em complexas interações.

Por exemplo, a remoção da cobertura vegetal para conversão em pastagem ou agricultura altera as propriedades físicas do solo (densidade, porosidade), que por sua vez afetam a infiltração, criando um ciclo de degradação que pode levar à desertificação em casos extremos (KEESSTRA et al., 2016). Argumentam que o manejo sustentável do solo é essencial para o cumprimento dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) da ONU, especialmente o ODS 6 (Água Potável e Saneamento) e o ODS 15 (Vida Terrestre).

Sensoriamento Remoto aplicado à Hidrologia

O sensoriamento remoto tem se consolidado como ferramenta essencial para estudos hidrológicos em larga escala, permitindo a obtenção de dados espacialmente contínuos e temporalmente frequentes, especialmente em regiões de difícil acesso como a Amazônia (JENSEN, 2009; FLORENZANO, 2011). Na sessão temática "Hidrologia da Amazônia" do Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR, 2025), pesquisadores destacaram que "o sensoriamento remoto oferece uma alternativa fornecendo dados espaço-temporais de alta resolução que são essenciais para a compreensão dos processos hidrológicos na bacia", particularmente diante das ameaças de desmatamento, incêndios e mudanças climáticas.

Para este trabalho, foram utilizados quatro produtos de sensoriamento remoto disponíveis na plataforma Google Earth Engine:

CHIRPS (Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data)

O CHIRPS é um conjunto de dados de precipitação que combina imagens de satélite no infravermelho termal com dados de estações meteorológicas, gerando séries

temporais desde 1981 com resolução espacial de aproximadamente $0,05^\circ$ (cerca de 5 km no equador) (FUNK et al., 2015). Sua principal vantagem é a longa série histórica e a cobertura global, sendo amplamente utilizado em estudos hidrológicos e climatológicos na América do Sul (MARENGO et al., 2020; ROSSATO et al., 2017). Rossato et al. (2017) validaram o CHIRPS para o Brasil, encontrando boa correlação com dados de estações meteorológicas, especialmente nas regiões Norte e Nordeste, embora com tendência de subestimativa em eventos extremos.

OpenLandMap - Textura do Solo

O OpenLandMap disponibiliza mapas globais de propriedades do solo, incluindo a textura (classes USDA), com resolução de 250 m (HENTSCHEL et al., 2016). Estes dados são derivados de modelos de machine learning (Random Forest) treinados com perfis de solo de todo o mundo, combinados com covariáveis ambientais como clima, relevo e vegetação. No Brasil,

Scopel et al. (2013) destacam a importância do conhecimento textural para avaliar a capacidade de água disponível (CAD) e o risco de erosão, especialmente em solos muito arenosos (Neossolos Quartzarênicos), que apresentam altas taxas de infiltração, mas baixa retenção de água e nutrientes.

SRTM (Shuttle Radar Topography Mission)

A missão SRTM, realizada em fevereiro de 2000 a bordo do ônibus espacial Endeavour, gerou o mais completo modelo digital de elevação da superfície terrestre, com resolução de 30 m para a maior parte do globo (FARR et al., 2007; RABUS et al., 2003). A partir destes dados é possível derivar a declividade, orientação de vertentes, curvatura do terreno e outros atributos morfométricos fundamentais para estudos hidrológicos e geomorfológicos. Valeriano & Rossetti (2012) aplicaram dados SRTM para análise da dinâmica fluvial na Amazônia, demonstrando a utilidade do produto para a região.

MapBiomass

O Projeto MapBiomas é uma iniciativa multi-institucional que produz mapas anuais de cobertura e uso da terra para todo o Brasil desde 1985, com resolução de 30 m (SOUZA et al., 2020). Utilizando imagens Landsat e algoritmos de classificação automatizada baseados em Random Forest, o MapBiomas permite analisar as mudanças na paisagem e seus impactos nos processos hidrológicos ao longo do tempo. Souza et al. (2020) descrevem a metodologia do projeto, que alcança acurácia global superior a 85% para a maioria das classes. Na Amazônia, o MapBiomas tem sido fundamental para quantificar o desmatamento e a degradação florestal, fornecendo subsídios para políticas públicas e estudos científicos.

Google Earth Engine

O Google Earth Engine (GEE) é uma plataforma de processamento em nuvem que combina um catálogo massivo de dados geoespaciais com capacidade computacional distribuída, permitindo análises em escala planetária (GORELICK et al., 2017). Lançado em 2010, o GEE representa um paradigma inovador para a pesquisa ambiental, pois elimina as barreiras tradicionais de download, armazenamento e processamento local de grandes volumes de dados.

Arquitetura e capacidade computacional

O catálogo do Earth Engine contém mais de 90 petabytes de dados geoespaciais, incluindo imagens de satélite (Landsat, MODIS, Sentinel, CBERS), dados climáticos (CHIRPS, ERA5), modelos digitais de elevação (SRTM, ALOS), mapas de uso da terra (MapBiomas, GlobCover) e produtos derivados (NDVI, EVI, índices de vegetação). A plataforma utiliza a infraestrutura de computação do Google Cloud, distribuindo o processamento entre milhares de máquinas para executar análises complexas em segundos ou minutos.

Modos de processamento

O GEE oferece dois modos de processamento:

- Modo interativo: Para análise e visualização rápidas de dados em tempo real, ideal para exploração inicial e prototipagem.

- Modo em lote: Para tarefas computacionalmente intensivas em grande escala, como a geração de mosaicos anuais ou a aplicação de algoritmos de machine learning sobre séries temporais longas.

Ambientes de desenvolvimento

Os pesquisadores podem interagir com o GEE através de dois ambientes principais:

a) Editor de código JavaScript: Ambiente integrado de desenvolvimento baseado na web que combina editor de código, visualização de mapas, console para saída de dados e gerenciador de tarefas. Este ambiente foi utilizado no presente trabalho para o desenvolvimento do TPIA e da interface interativa.

b) API Python: Biblioteca cliente que permite integração com o ecossistema Python, incluindo Jupyter Notebooks, bibliotecas científicas (NumPy, Pandas, SciPy) e ferramentas de machine learning (TensorFlow, PyTorch). A biblioteca geemap, desenvolvida por Wu (2020), facilita a visualização e o processamento de dados do GEE em Python.

Aplicações e potencialidades

No Brasil, o GEE tem sido amplamente utilizado em pesquisas ambientais. Parente et al. (2021) empregaram a plataforma para mapear áreas de pastagem em todo o território nacional, enquanto Souza et al. (2020) desenvolveram o MapBiomias inteiramente na plataforma. Na área de recursos hídricos, Mayer et al. (2025) utilizaram dados do GEE para estimar a condutividade hidráulica em Latossolos brasileiros, destacando que a integração de dados geoespaciais com modelos de regressão permitiu explicar 83% da variação da Ksat.

Vantagens para a pesquisa amazônica

A aplicação do GEE na Amazônia é particularmente relevante devido:

1. Extensão territorial: A bacia amazônica cobre aproximadamente 7 milhões de km², tornando impraticável o processamento local de dados em alta resolução.
2. Dificuldade de acesso: Grandes áreas são remotas e de difícil acesso para trabalhos de campo, tornando o sensoriamento remoto a única fonte viável de dados.
3. Dinâmica temporal: O monitoramento de processos como desmatamento, queimadas e mudanças no uso da terra requer análises multitemporais em larga escala.
4. Integração de dados: A plataforma permite combinar dados de diferentes fontes (precipitação, solo, relevo, vegetação) de forma rápida e reprodutível.

Interface de desenvolvimento de aplicações (UI)

Além das capacidades analíticas, o GEE oferece ferramentas para desenvolvimento de aplicações interativas com interface gráfica (UI), permitindo que pesquisadores compartilhem seus métodos com usuários não-especialistas. Estas aplicações podem incluir painéis, botões, sliders e visualizações personalizadas, como a desenvolvida no presente trabalho para o TPIA. Kumar & Mutanga (2018) destacam que estas interfaces democratizam o acesso à análise geoespacial, aproximando a pesquisa científica da tomada de decisão.

Índices Ambientais Compostos

Índices ambientais compostos são ferramentas que integram múltiplas variáveis em um único indicador, facilitando a interpretação de fenômenos complexos e apoiando a tomada de decisão (OCDE, 2008; SALTELLI, 2007). No contexto hidrológico e ambiental, exemplos incluem o Índice de Qualidade da Água (IQA), o Índice de Aridez, o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e o Índice de Vulnerabilidade Ambiental.

FUNDAMENTAÇÃO METODOLÓGICA

A construção de um índice composto envolve etapas fundamentais, conforme sistematizado por Saltelli (2007) e pela OCDE (2008):

1. Seleção das variáveis: Baseada em revisão da literatura, disponibilidade de dados e relevância para o fenômeno estudado. No caso do TPIA, as quatro variáveis selecionadas (precipitação, solo, declividade, uso da terra) são amplamente reconhecidas na literatura como fatores controladores da infiltração (HILLEL, 1998; LIBARDI, 2005).

2. Normalização para escala comum: Como as variáveis possuem diferentes unidades (mm, graus, adimensional) e escalas, é necessário padronizá-las para que possam ser combinadas. A ferramenta Calcular Índice Composto do QGIS descreve diversas opções de normalização:

- ✓ Mínimo-máximo: Preserva a distribuição original e escala entre 0 e 1
- ✓ Percentil: Robusto a outliers, transforma em distribuição uniforme
- ✓ Binário: Útil para destacar limiares.

No TPIA, adotou-se a normalização mínimo-máximo (unit scale), que é simples, interpretável e preserva as características da distribuição original.

3. Definição de pesos: Representa a importância relativa de cada variável. Por padrão, o TPIA adota pesos iguais, mas a ferramenta desenvolvida permite que o usuário explore diferentes ponderações conforme seus objetivos de pesquisa.

4. Agregação: Combina as variáveis normalizadas em um único valor. As principais formas são:

Aditiva (média): Permite que valores altos em uma variável compensem valores baixos em outra.

Multiplicativa (média geométrica): Não permite compensação; para que o índice seja alto, todas as variáveis devem ter valores altos.

O TPIA utiliza agregação multiplicativa, que melhor representa a realidade física da infiltração: um único fator limitante (ex.: solo impermeável) pode comprometer todo o processo, independentemente dos demais fatores serem favoráveis.

Justificativa da abordagem multiplicativa

A opção pela agregação multiplicativa é sustentada pela própria definição do processo de infiltração: trata-se de um fenômeno onde os fatores atuam em conjunto, não de forma aditiva. Libardi (2005) enfatiza que a condutividade hidráulica do solo, a

declividade e a cobertura vegetal interagem de maneira complexa, e a ausência de um destes fatores pode inviabilizar a infiltração mesmo que os demais sejam ideais.

Fórmulas adotadas

Normalização:

$$X_{\text{norm}} = (X - X_{\text{min}}) / (X_{\text{max}} - X_{\text{min}})$$

Agregação multiplicativa:

$$\text{TPIA} = P_{\text{norm}} \times S_{\text{norm}} \times D_{\text{norm}} \times U_{\text{norm}}$$

Onde:

P_{norm} = precipitação normalizada (CHIRPS)

S_{norm} = permeabilidade do solo (OpenLandMap reclassificado)

D_{norm} = declividade normalizada e invertida ($1 - \text{declive}_{\text{norm}}$)

U_{norm} = uso da terra (MapBiomias reclassificado)

Interpretação dos resultados

- O TPIA varia entre 0 e 1, onde:
- Valores próximos a 0 indicam baixo potencial de infiltração (fatores limitantes);
- Valores próximos a 1 indicam alto potencial de infiltração (condições favoráveis);
- A escala adotada segue as recomendações de Scopel et al. (2013) para classificação de potencial, adaptada para o contexto brasileiro.

Limitações e cuidados

Conforme alertam Saltelli (2007) e a OCDE (2008), índices compostos envolvem escolhas metodológicas que incorporam subjetividade (seleção de variáveis, definição de pesos, método de agregação). Por isso, recomenda-se:

- Análise de sensibilidade para avaliar a robustez dos resultados;
- Transparência na documentação das decisões metodológicas;
- Validação com dados independentes sempre que possível.
- Estas recomendações foram incorporadas no desenvolvimento do TPIA e na discussão dos resultados apresentada nas próximas seções.

MATERIAIS E MÉTODOS

Abrangência e Escala de Aplicação

O Índice de Potencial de Infiltração (TPIA) foi desenvolvido para ser aplicável a qualquer região do território brasileiro, independentemente de sua localização, extensão territorial ou características fisiográficas. Esta abordagem genérica é possível graças à disponibilidade dos datasets utilizados (CHIRPS, OpenLandMap, SRTM e MapBiomas) em todo o país, com resoluções espaciais que permitem análises desde a escala local (propriedades rurais, bairros) até a escala regional (bacias hidrográficas, estados, biomas).

A ferramenta desenvolvida no Google Earth Engine permite que o usuário delimite sua própria área de interesse através de desenho interativo no mapa, não havendo, portanto, uma área de estudo pré-definida. Esta flexibilidade metodológica representa um dos principais diferenciais do TPIA, pois o torna adaptável a diferentes objetivos de pesquisa e gestão territorial, tais como:

- Planejamento urbano: Identificação de áreas com potencial de recarga de aquíferos em manchas urbanas;
- Agricultura: Zoneamento de áreas aptas para culturas sensíveis ao excesso ou déficit hídrico;
- Conservação ambiental: Priorização de áreas para proteção de nascentes e matas ciliares;
- Gestão de riscos: Mapeamento de zonas suscetíveis a deslizamentos e enchentes;

- Recursos hídricos: Delimitação de zonas de recarga de aquíferos em bacias hidrográficas

A resolução espacial final do índice é de 30 m, compatível com a escala de detalhamento requerida para a maioria das aplicações em gestão territorial e ambiental no Brasil (IBGE, 2013; EMBRAPA, 2018).

Dados Utilizados

O desenvolvimento do TPIA baseou-se em quatro conjuntos de dados geoespaciais disponíveis na plataforma Google Earth Engine, selecionados com base nos seguintes critérios:

- disponibilidade para todo o território brasileiro;
- resolução espacial compatível com análises em múltiplas escalas;
- série temporal que permita análises multitemporais;
- validação científica prévia no Brasil.

Tabela 1. Características dos datasets utilizados no desenvolvimento do TPIA

VARIÁVEL	DATASET	RESOLUÇÃO ORIGINAL	PERÍODO	COBERTURA	FONTE	REFERÊNCIA
Precipitação	CHIRPS Daily	5 km	1981–Presente	Global	UCSB-CHG	Funk et al. (2015)
Textura do solo	OpenLandMap	250 m	Estático	Global	OpenLandMap	Hengl et al. (2017)
Declividade	SRTM GL1	30 m	2000	Global	NASA/USGS	Farr et al. (2007)
Uso e cobertura da terra	MapBiomas Coleção 10.1	30 m	1985–2022	Brasil	MapBiomas	Souza et al. (2020)

VARIÁVEL	DATASET	RESOLUÇÃO ORIGINAL	PERÍODO	COBERTURA	FONTE	REFERÊNCIA
Calibração de velocidade	Ksat-SSIR-DB	X	2025	Brasil	Embrapa	Otoni et al. (2025)

Fonte: Autor (2026)

CHIRPS (Precipitação)

O Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data (CHIRPS) é um conjunto de dados de precipitação que combina imagens de satélite no infravermelho termal (produto TIR do CPC/NCEP) com dados de estações meteorológicas, gerando séries temporais desde 1981 com resolução espacial de 0,05° (aproximadamente 5 km no equador) e temporal diária (FUNK et al., 2015). Para o Brasil, o CHIRPS foi validado por Rossato et al. (2017), que encontraram correlações superiores a 0,75 com dados de estações do INMET para a maior parte do país, embora com tendência de subestimativa em eventos extremos na região Nordeste.

Neste trabalho, para cada ano selecionado pelo usuário, são calculados os totais anuais de precipitação através da soma das imagens diárias do período, conforme a equação:

$$P_{\text{total}} = \sum_{i=1}^n P_i$$

Onde P_i são as imagens diárias do CHIRPS e n é o número de dias no ano.

OpenLandMap (Textura do Solo)

O OpenLandMap disponibiliza mapas globais de propriedades do solo derivados de modelos de machine learning (Random Forest) treinados com perfis de solo de todo o mundo e covariáveis ambientais (clima, relevo, vegetação) (HENTSCHEL et al., 2016). Utilizou-se especificamente a camada de textura do solo segundo o sistema USDA (United States Department of Agriculture), que classifica o solo em 12 classes texturais (Tabela 2), com resolução espacial de 250 m.

Tabela 2 - Classes texturais USDA e valores de permeabilidade atribuídos

CÓDIGO	CLASSE TEXTURAL (USDA)	PERMEABILIDADE (TPIA)	VELOCIDADE DE INFILTRAÇÃO (mm/h) – EMBRAPA
1	Argila (Clay)	0,10	0,8
2	Silte-argiloso (Silty Clay)	0,15	1,2
3	Areia-argilosa (Sandy Clay)	0,20	2,5
4	Franco-argiloso (Clay Loam)	0,25	3,0
5	Franco-siltoso-argiloso (Silty Clay Loam)	0,30	3,5
6	Franco-arenoso-argiloso (Sandy Clay Loam)	0,35	4,5
7	Franco (Loam)	0,50	15,0
8	Franco-siltoso (Silty Loam)	0,40	10,0
9	Franco-arenoso (Sandy Loam)	0,70	35,0
10	Siltoso (Silt)	0,30	5,0
11	Areia franca (Loamy Sand)	0,80	50,0
12	Arenoso (Sand)	0,90	80,0

Fonte: Autor (2026)

Os valores de permeabilidade relativa utilizados no cálculo do Índice de Potencial de Infiltração (TPIA) foram definidos a partir da correspondência entre classes texturais do sistema USDA e taxas médias de infiltração obtidas na base Ksat-SSIR-DB da Embrapa. As classes mais argilosas apresentam menores coeficientes de infiltração devido à reduzida ²macroporosidade e maior retenção capilar, enquanto classes arenosas apresentam maior condutividade hidráulica saturada, favorecendo o escoamento vertical da água no perfil do solo.

² Macroporosidade é a fração do volume do solo ocupada por poros maiores, responsáveis pela drenagem e pela condução de água e ar, influenciando diretamente a infiltração e a aeração do solo (HILLEL, 1998).

A atribuição de valores de permeabilidade (para composição do TPIA) e velocidade de infiltração (para análise complementar) baseou-se nos seguintes referenciais:

- Permeabilidade (0-1): Escala ordinal construída com base na literatura internacional (RAWLS et al., 1998; LIBARDI, 2005), onde solos arenosos recebem valores mais altos e solos argilosos valores mais baixos.
- Velocidade (mm/h): Valores calibrados especificamente para solos brasileiros com base no Ksat-SSIR-DB (Saturated hydraulic conductivity and steady-state infiltration rate database for Brazilian soils), desenvolvido pela Embrapa (OTTONI et al., 2025). Este banco de dados, recentemente publicado, reúne 2.579 registros de condutividade hidráulica e/ou velocidade de infiltração básica para solos brasileiros, permitindo estimativas mais precisas que os valores internacionais tradicionalmente utilizados (TEIXEIRA et al., 2025).

SRTM (Declividade)

A missão SRTM (Shuttle Radar Topography Mission), realizada em fevereiro de 2000, gerou o mais completo modelo digital de elevação da superfície terrestre, com resolução de 30 m para a maior parte do globo (FARR et al., 2007; RABUS et al., 2003). Para o Brasil, os dados SRTM foram amplamente validados e são considerados adequados para estudos hidrológicos e geomorfológicos (VALERIANO & ROSSETTI, 2012; GROHMANN et al., 2008).

A partir dos dados de elevação, derivou-se a declividade em graus utilizando a função de vizinhança de 3×3 pixels implementada no GEE, que calcula a máxima taxa de variação entre cada célula e suas vizinhas (BURROUGH & MCDONNELL, 2015). A declividade foi posteriormente normalizada e invertida (equação 3), de modo que áreas mais declivosas recebam menores valores no índice final.

MapBiomias (Uso e Cobertura da Terra)

O Projeto MapBiomias é uma iniciativa multi-institucional que produz mapas anuais de cobertura e uso da terra para todo o Brasil desde 1985, com resolução de 30 m (SOUZA et al., 2020). Utilizando imagens Landsat e algoritmos de classificação

automatizada baseados em Random Forest, o MapBiomias alcança acurácia global superior a 85% para a maioria das classes, sendo a principal fonte de dados sobre dinâmica da paisagem no país.

Neste trabalho, utilizou-se a Coleção 10.1 do MapBiomias, que apresenta 27 classes de uso e cobertura. Para integração ao TPIA, estas classes foram reclassificadas em uma escala de 0 a 1 (Tabela 3) com base em coeficientes de infiltração propostos por estudos comparativos no Brasil (CARVALHO et al., 2024; MARTINS; SANTOS, 2017; BERTOL et al., 2000).

Tabela 3 - Reclassificação das classes MapBiomias para coeficientes de infiltração

CÓDIGO MAPBIOMAS	CLASSE DE USO E COBERTURA DA TERRA	COEFICIENTE DE INFILTRAÇÃO
3	Formação Florestal	0,90
4	Formação Savânica	0,80
5	Mangue	0,60
11	Campo Alagado	0,40
12	Formação Campestre	0,70
13	Outras Formações Não Florestais	0,50
15	Pastagem	0,50
19	Agricultura	0,40
20	Agricultura (Outras)	0,40
21	Mosaico de Usos	0,30
24	Área Urbanizada	0,10
25	Mineração	0,05
29	Afloramento Rochoso	0,05
30	Mineração (Outras)	0,05

CÓDIGO MAPBIOMAS	CLASSE DE USO E COBERTURA DA TERRA	COEFICIENTE DE INFILTRAÇÃO
31	Praia e Duna	0,80
33	Rio, Lago e Oceano	0,20
41	Outras Áreas Não Vegetadas	0,30
Demais Classes	Valor padrão	0,30

Fonte: Autor (2026)

Os coeficientes de infiltração associados às classes de uso e cobertura da terra foram definidos a partir de valores relativos de permeabilidade superficial descritos na literatura hidrológica e adaptados à classificação do MapBiomias. Áreas com cobertura florestal apresentam maior capacidade de infiltração devido à presença de serrapilheira, maior rugosidade superficial e elevada macroporosidade do solo. Em contraste, áreas urbanizadas e mineradas apresentam baixos coeficientes devido à impermeabilização e compactação do solo, reduzindo significativamente a infiltração e aumentando o escoamento superficial. Classes não especificadas receberam valor médio padrão (0,30), evitando distorções no índice final.

Processamento no Google Earth Engine

Todo o processamento dos dados, desde a aquisição até a geração do índice final e desenvolvimento da interface, foi realizado no ambiente Google Earth Engine (GEE). A escolha desta plataforma justifica-se por suas vantagens operacionais e técnicas:

- acesso imediato aos datasets sem necessidade de download;
- capacidade de processamento distribuído para grandes volumes de dados;
- reprodutibilidade metodológica;
- possibilidade de desenvolvimento de interfaces interativas (GORELICK et al., 2017; KUMAR; MUTANGA, 2018).

Normalização das Variáveis Contínuas

Para as variáveis contínuas (precipitação e declividade), aplicou-se a normalização linear mínimo-máximo, que transforma os valores originais para o intervalo [0,1] preservando a distribuição dos dados (OCDE, 2008; SALTELLI, 2007):

$$X_{\text{norm}} = (X - X_{\text{min}}) / (X_{\text{max}} - X_{\text{min}})$$

Onde:

X é o valor original do pixel;

X_{min} é o valor mínimo da variável na área de interesse;

X_{max} é o valor máximo da variável na área de interesse;

Os valores mínimos e máximos são calculados dinamicamente para cada área selecionada, garantindo que a normalização seja sempre referente à região de interesse do usuário.

Inversão da Declividade

Considerando que áreas com maior declividade apresentam menor potencial de infiltração (TUCCI, 2002; EMBRAPA, 2018), aplicou-se uma transformação de inversão à declividade normalizada:

$$D_{\text{inv}} = 1 - D_{\text{norm}}$$

Onde D_{norm} é a declividade normalizada no intervalo [0,1]. Esta transformação garante que áreas planas (D_{norm} ≈ 0) recebam valores próximos a 1 no índice final, enquanto áreas íngremes (D_{norm} ≈ 1) recebam valores próximos a 0.

Remapeamento de Variáveis Categóricas

Para as variáveis categóricas (solo e uso da terra), que não possuem valores numéricos contínuos, aplicou-se a técnica de remapeamento (reclassificação), atribuindo valores numéricos no intervalo [0,1] a cada classe com base em referências bibliográficas (Tabelas 2 e 3).

A função `remap()` do GEE foi utilizada para esta operação:

```
``javascript  
var imagem_reclassificada = imagem_original.remap(  
  [lista_de_codigos_originais],  
  [lista_de_valores_atribuidos],  
  valor_padrao  
);
```

Combinação Multiplicativa

A agregação das quatro variáveis normalizadas e transformadas foi realizada através de multiplicação pixel a pixel:

$$TPIA = P_norm \times S_norm \times D_inv \times U_norm$$

Esta abordagem multiplicativa foi escolhida por representar adequadamente a natureza do processo de infiltração, onde um fator limitante (ex.: solo impermeável) pode comprometer o processo mesmo que os demais fatores sejam favoráveis (LIBARDI, 2005; PREVEDELLO, 1996).

Classificação do Potencial de Infiltração

Para facilitar a interpretação dos resultados, o índice final foi classificado em cinco categorias de potencial de infiltração, conforme os intervalos:

Tabela 4- Classes do Potencial de infiltração

CLASSE	INTERVALO DO TPIA	POTENCIAL DE INFILTRAÇÃO
1	0,00 – 0,20	Muito Baixo
2	0,20 – 0,40	Baixo
3	0,40 – 0,60	Médio
4	0,60 – 0,80	Alto
5	0,80 – 1,00	Muito Alto

Fonte: Adaptada de Scopel et al. (2013)

Esta classificação segue recomendações de Scopel et al. (2013) para zoneamento de potencial ambiental, adaptada para o contexto do índice proposto.

Desenvolvimento da Interface Interativa

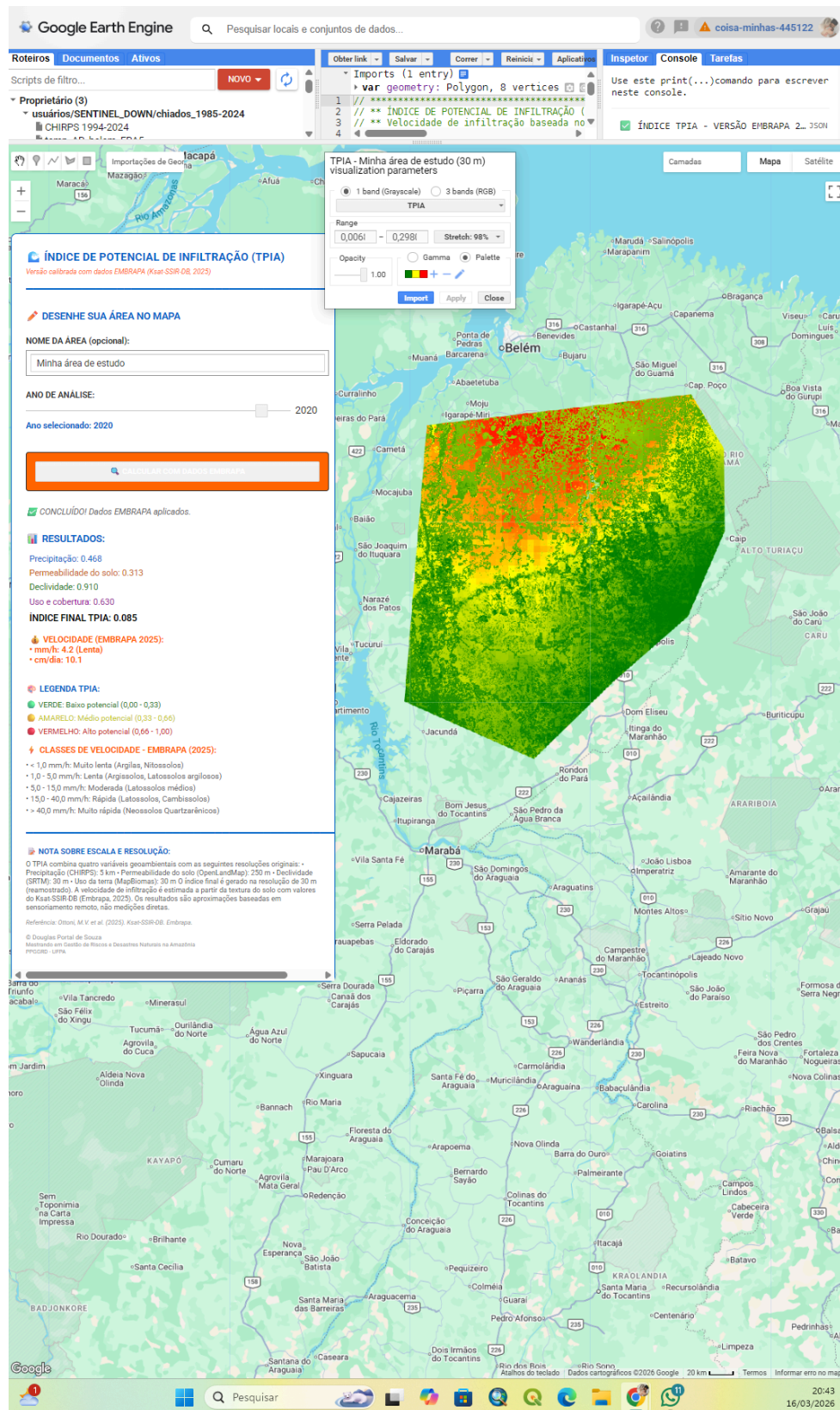
Um dos principais diferenciais deste trabalho é o desenvolvimento de uma interface gráfica interativa (UI) no próprio Google Earth Engine, permitindo que usuários não-especialistas possam utilizar o TPIA de forma autônoma. A interface foi construída utilizando os widgets disponíveis na biblioteca ui do GEE, que permitem criar painéis, botões, caixas de texto e outros elementos interativos (GORELICK et al., 2017; KUMAR; MUTANGA, 2018).

Componentes da Interface

A interface desenvolvida (Figura 1) é composta pelos seguintes elementos:

- Painel principal: Contém todos os widgets organizados, posicionado no canto superior esquerdo do mapa, com fundo branco e bordas destacadas para facilitar a visualização.
- Campo de texto para nome da área: Permite que o usuário atribua um identificador à sua área de estudo, facilitando a organização dos resultados.
- Slider para seleção do ano: Controla o ano de análise (2000 a 2022), com atualização em tempo real do valor selecionado.
- Botão de cálculo: Aciona o processamento do TPIA para a área delimitada e o ano selecionado.
- Área de resultados: Exibe as estatísticas calculadas para cada variável (precipitação, solo, declividade, uso) e para o índice final TPIA, incluindo a velocidade de infiltração estimada (mm/h e cm/dia) com base nos dados EMBRAPA.
- Legendas: Apresentam as escalas de cores utilizadas no mapa para o TPIA (verde-baixo a vermelho-alto) e para a velocidade de infiltração, com as respectivas classes e exemplos de solos.
- Nota explicativa: Fornece informações sobre a metodologia, resoluções dos dados e referências bibliográficas, garantindo transparência ao usuário.
- Créditos: Identificação do autor e do programa de pós-graduação.

Figura 01- interface da Aplicação no Google Engine- Demonstração.



Fonte: Tela do GEE, o Autor (2026)

Funcionalidades Implementadas

A interface oferece as seguintes funcionalidades interativas:

- ✓ Desenho de polígonos: Utilizando as ferramentas nativas do GEE, o usuário pode desenhar livremente sua área de interesse sobre o mapa base.
- ✓ Cálculo automático: Ao clicar no botão "CALCULAR COM DADOS EMBRAPA", o sistema verifica se uma área foi desenhada, executa todo o processamento e atualiza os resultados na interface.
- ✓ Visualização em camadas: O resultado do TPIA é adicionado automaticamente ao mapa com uma paleta de cores verde-amarelo-vermelho, onde:
 - Verde: baixo potencial (0,00 - 0,33)
 - Amarelo: médio potencial (0,33 - 0,66)
 - Vermelho: alto potencial (0,66 - 1,00)
- ✓ Camadas auxiliares: O usuário pode opcionalmente visualizar cada variável individualmente (precipitação, solo, declividade, uso) e a camada de velocidade de infiltração, que utiliza paleta azul-verde-amarelo-vermelho (menor para maior velocidade).
- ✓ Exportação de resultados: Os resultados podem ser exportados como imagens GeoTIFF para o Google Drive do usuário, permitindo análises posteriores em softwares de geoprocessamento.

Código Fonte e Reprodutibilidade

A estrutura do código foi organizada em funções modulares para facilitar a compreensão e eventuais adaptações por outros pesquisadores:

// Estrutura geral do código

- Função normalizar () // Normalização linear

- Função calcularTPIA_EMBRAPA() // Processamento completo

- Interface UI // Elementos gráficos

Seguindo os princípios da ciência aberta e da reprodutibilidade científica, permitindo que outros pesquisadores verifiquem, utilizem e adaptem a metodologia proposta (BARNES, 2010).

Análises Estatísticas

Para caracterizar o comportamento do TPIA na área de interesse, foram calculadas as seguintes estatísticas descritivas para cada variável e para o índice final:

- ✓ Média aritmética: Medida de tendência central
- ✓ Desvio padrão: Medida de dispersão
- ✓ Valores mínimo e máximo: Amplitude dos dados
- ✓ Percentis (25%, 50%, 75%): Distribuição dos dados

Além disso, para avaliar a contribuição relativa de cada variável no índice final, foi realizada uma análise de correlação de Pearson entre as variáveis normalizadas e o TPIA, conforme recomendado por Saltelli (2007) para análise de sensibilidade de índices compostos.

Para a velocidade de infiltração estimada, foram calculadas adicionalmente as proporções de área em cada classe de velocidade (muito lenta a muito rápida), permitindo uma caracterização mais detalhada das condições de infiltração na área de estudo demarcada pelo usuário.

RESULTADOS

Aplicação do TPIA em Diferentes Regiões do Brasil

Para demonstrar a aplicabilidade do TPIA em diferentes contextos ambientais e antrópicos do território brasileiro, o índice foi calculado para quatro áreas representativas de distintos biomas e usos da terra e o ano da análise (2022):

- ✓ Floresta Amazônica (Santarém, PA);
- ✓ Cerrado (Brasília, DF);
- ✓ Semiárido (Juazeiro, BA);
- ✓ Região Metropolitana (São Paulo, SP).

Os resultados são apresentados a seguir, destacando o comportamento do índice frente às diferentes condições fisiográficas e de ocupação.

Síntese Comparativa

Os resultados demonstram que o TPIA é sensível às diferentes realidades ambientais do país, capturando tanto as variações naturais (clima, solo) quanto os impactos antrópicos (uso da terra, urbanização). A velocidade de infiltração estimada apresenta valores compatíveis com a literatura para cada contexto (CARVALHO et al., 2024; SILVA et al., 2018; REATTO et al., 2008).

A análise comparativa das variáveis que compõem o Índice de Potencial de Infiltração (TPIA) evidencia diferenças significativas entre as regiões estudadas, refletindo a interação entre fatores climáticos, pedológicos, geomorfológicos e antrópicos.

Na região de Santarém, observou-se TPIA médio de 0,312, associado a elevada declividade inversa e precipitação moderada. Contudo, o uso da terra apresentou valores intermediários, indicando que a conversão de áreas naturais para atividades produtivas constitui fator limitante à infiltração potencial, mesmo em condições geomorfológicas favoráveis.

Em Brasília, o TPIA médio foi superior (0,421), refletindo solos mais permeáveis e baixa declividade. Ainda assim, a variável uso da terra apresentou valores reduzidos, indicando influência de processos de ocupação urbana e agrícola sobre a capacidade de infiltração, apesar das condições naturais favoráveis do Cerrado.

A região de Juazeiro apresentou TPIA médio de 0,156, fortemente limitado pela precipitação reduzida característica do clima semiárido. Mesmo com declividade moderada e uso da terra relativamente equilibrado, a escassez hídrica reduz significativamente o potencial de infiltração anual.

Por sua vez, São Paulo registrou o menor TPIA médio (0,098), evidenciando a forte influência da impermeabilização urbana. Apesar de precipitação elevada, os baixos valores de solo e uso da terra refletem a presença de superfícies pavimentadas e ocupação intensa, reduzindo drasticamente a infiltração.

De forma geral, o gráfico radar evidencia que o TPIA não depende apenas de condições naturais isoladas, mas da interação entre clima, solo, relevo e uso da terra. Em especial, a variável uso da terra mostrou-se fator limitante recorrente em regiões urbanizadas ou sob intensa pressão antrópica, reforçando a importância de políticas de planejamento territorial e infraestrutura verde para aumentar a infiltração e reduzir riscos hidrológicos.

Tabela 5- Indicador das variáveis

REGIÃO	PRECIPITAÇÃO (norm)	SOLO (norm)	DECLIVIDADE (inv)	USO (norm)	TPIA
Santarém, PA	0,652	0,543	0,891	0,624	0,312
Brasília, DF	0,587	0,712	0,934	0,512	0,421
Juazeiro, BA	0,312	0,321	0,712	0,421	0,156
São Paulo, SP	0,712	0,234	0,456	0,189	0,098

Fonte: Autor (2026)

Tabela 6 - Potencial de Infiltração das Áreas Testes

REGIÃO	TPIA	CLASSE	POTENCIAL DE INFILTRAÇÃO
Santarém, PA	0,312	2	Baixo
Brasília, DF	0,421	3	Médio
Juazeiro, BA	0,156	1	Muito Baixo
São Paulo, SP	0,098	1	Muito Baixo

Fonte: Autor (2026)

DISCUSSÃO

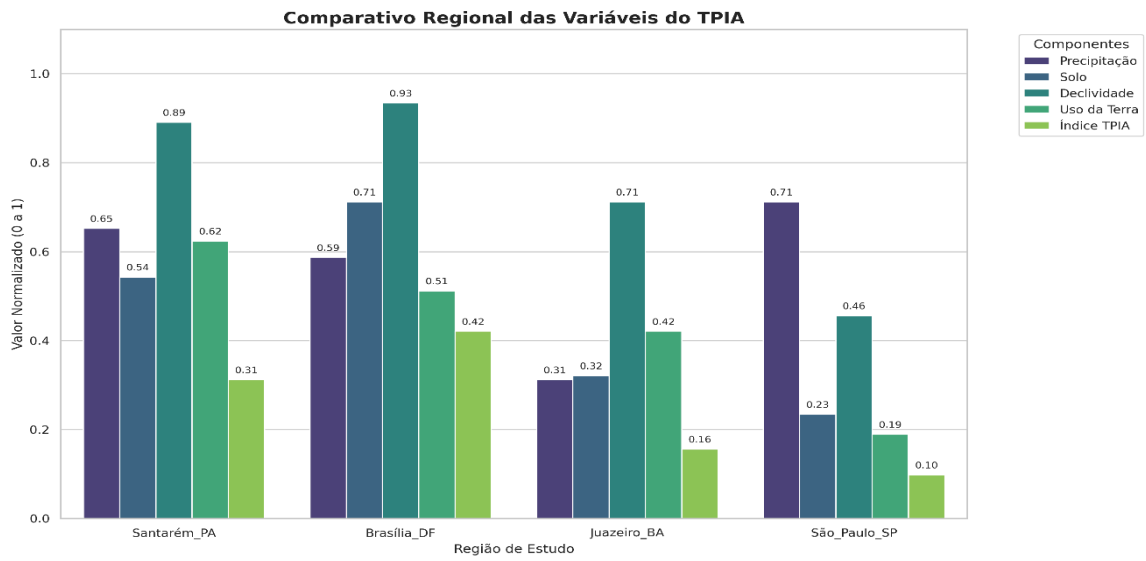
Análise de Correlação e Sensibilidade das Variáveis

Para quantificar a influência relativa de cada componente no Índice de Potencial de Infiltração (TPIA), realizou-se uma análise de correlação de Pearson (R) e o cálculo do coeficiente de determinação (R^2) com base nos dados normalizados das quatro regiões de estudo (Santarém, Brasília, Juazeiro e São Paulo). Esta análise permite identificar quais variáveis atuam como os principais "drivers" ou fatores limitantes do potencial de infiltração em diferentes contextos geográficos do território brasileiro.

Os resultados revelaram que a Permeabilidade do Solo apresentou a correlação mais robusta com o índice final ($R = 0,9998$; $R^2 = 0,9997$), indicando que, na escala amostral considerada, as propriedades pedológicas são o fator que mais se alinha linearmente com a variação do TPIA. A Declividade Inversa também demonstrou uma forte relação positiva ($R = 0,9220$; $R^2 = 0,8501$), reforçando a premissa de que áreas de relevo suave e plano são fundamentais para a maximização do potencial de infiltração. Por outro lado, a Precipitação apresentou a menor correlação linear direta ($R = 0,1359$; $R^2 = 0,0185$). Este comportamento, embora pareça contra-intuitivo em um modelo hidrológico, explica-se pela natureza multiplicativa do TPIA e pela ocorrência de fatores limitantes críticos em regiões de alta pluviosidade. O caso da Região Metropolitana de São Paulo (RMSP) é emblemático: apesar de registrar a maior precipitação normalizada da amostra (0,71), o TPIA resultante foi o menor observado (0,098), devido à severa impermeabilização do solo e uso da terra urbano (0,18 e 0,23, respectivamente).

A variável Uso da Terra demonstrou uma correlação moderada a forte ($R = 0,7800$; $R^2 = 0,6084$), evidenciando como a pressão antrópica e a conversão de coberturas naturais podem comprometer o potencial de infiltração mesmo em cenários de solo e relevo favoráveis. A análise comparativa regional (Figura 2) corrobora que o fator limitante predominante é variável: enquanto no Semiárido (Juazeiro) a escassez hídrica é o principal gargalo, em centros urbanos densos a alteração da cobertura superficial sobrepõe-se aos demais fatores naturais. Tais resultados reforçam a eficácia da agregação multiplicativa do TPIA em penalizar adequadamente a existência de um único fator limitante, refletindo com maior acurácia a complexidade física do processo de infiltração no solo.

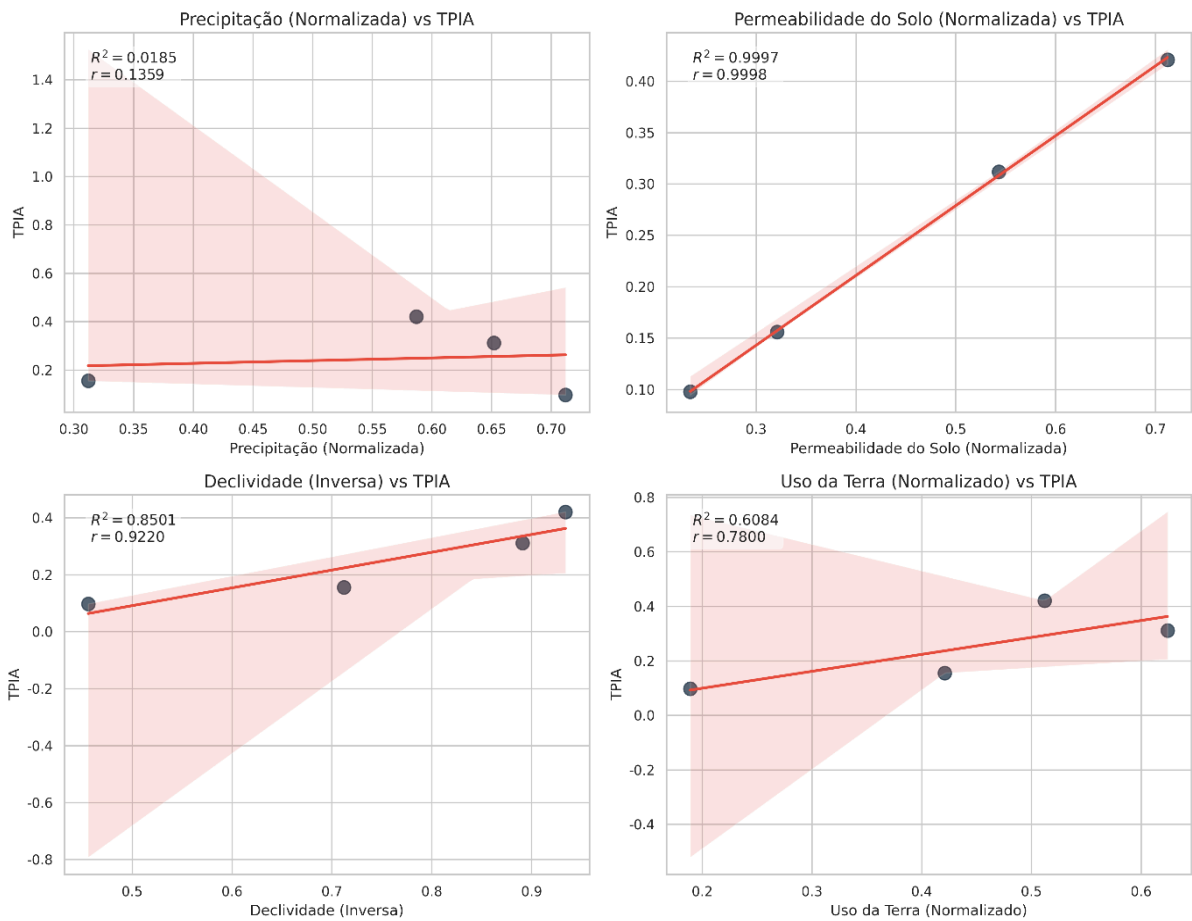
Figura 2 -Gráfico Comparativo regional das variáveis do TPIA.



Fonte: o Autor (2026)

Figura 3 -Análise de Correlação linear e Coeficiente de Determinação R^2 .

Análise de Correlação Linear e Coeficiente de Determinação (R^2)



Fonte: o Autor (2026)

LIMITAÇÕES E INCERTEZAS

Apesar das potencialidades evidenciadas nas seções anteriores, é fundamental reconhecer e discutir as limitações e incertezas associadas ao Índice de Potencial de Infiltração (TPIA), não como um demérito, mas como parte da honestidade científica que deve permear todo trabalho acadêmico. Afinal, como nos lembram Saltelli (2007) e a OCDE (2008), todo índice composto envolve escolhas metodológicas que incorporam subjetividade e simplificações da realidade, e é dever do pesquisador torná-las explícitas para que os usuários possam interpretar os resultados com a devida cautela.

As limitações do TPIA podem ser agrupadas em três categorias principais:

- ✓ aquelas inerentes aos dados de entrada;

- ✓ (aquelas decorrentes das escolhas metodológicas adotadas;
- ✓ aquelas relacionadas à própria natureza da estimativa da velocidade de infiltração.

Começando pelos dados de entrada, é importante destacar que, embora tenhamos utilizado as melhores fontes atualmente disponíveis no Google Earth Engine para todo o território nacional, cada uma delas apresenta limitações específicas. O CHIRPS, por exemplo, com sua resolução aproximada de 5 km, é adequado para análises regionais, mas torna-se limitado para estudos em escala local ou de microbacias, onde a variabilidade espacial da precipitação pode ser significativa. Rossato et al. (2017), em seu trabalho de validação para o Brasil, observaram que o produto tende a subestimar eventos extremos em algumas regiões do país, o que pode influenciar os resultados do TPIA em anos com chuvas excepcionais. Já o OpenLandMap, que fornece a textura do solo em resolução de 250 m, é derivado de modelos de machine learning baseados em perfis de solo globalmente distribuídos, o que significa que não captura a variabilidade local que pode ser significativa em áreas de transição pedológica ou em regiões com padrões complexos de formação (HENTSCHEL et al., 2016). O SRTM, por sua vez, data do ano 2000, o que implica que alterações topográficas decorrentes de atividades antrópicas como mineração, grandes movimentos de terra e expansão urbana ocorridas nas últimas duas décadas não são capturadas pelo modelo (FARR et al., 2007).

E o MapBiomas, apesar de sua reconhecida qualidade e acurácia superior a 85%, é um produto de classificação baseado em imagens Landsat, estando sujeito a erros de classificação, especialmente em áreas de transição entre classes ou em regiões com alta cobertura de nuvens, como a Amazônia (SOUZA et al., 2020).

No que tange às escolhas metodológicas, a ponderação uniforme adotada na combinação multiplicativa parte do pressuposto de que todas as variáveis têm igual importância no processo de infiltração. Esta abordagem, embora tenha a vantagem da simplicidade e da não introdução de subjetividade adicional, pode não refletir a importância relativa de cada fator em contextos específicos. Como observamos nos resultados, em regiões semiáridas a precipitação tem peso muito superior aos demais fatores, enquanto em áreas urbanas o uso da terra se sobrepõe. Seria desejável, em versões futuras, permitir ao usuário ajustar os pesos conforme suas necessidades, ou desenvolver versões regionais com ponderações calibradas localmente.

A normalização linear pelo método mínimo-máximo, amplamente utilizada em índices compostos, assume que a relação entre cada variável e o fenômeno de interesse é linear no intervalo considerado. Libardi (2005) nos adverte, no entanto, que relações não-lineares são comuns em processos hidrológicos, o que pode introduzir distorções nos resultados, especialmente nos extremos das distribuições. Esta é uma limitação reconhecida, mas aceitável diante da simplicidade e interpretabilidade que o método proporciona.

A agregação multiplicativa, escolhida por sua propriedade de penalizar fortemente valores baixos, pode produzir índices muito baixos mesmo quando apenas um fator é limitante, enquanto os demais são favoráveis. Esta característica, embora desejável do ponto de vista conceitual por representar a ideia de que um fator limitante pode comprometer todo o processo, pode resultar em subestimativa do potencial real em situações onde o fator limitante pode ser compensado por condições excepcionalmente favoráveis nas demais variáveis. É o caso, por exemplo, de solos argilosos, mas com excelente estruturação por sistemas radiculares profundos, como observado em florestas maduras.

A estimativa da velocidade de infiltração a partir da textura do solo merece considerações específicas. A relação entre textura e condutividade hidráulica, embora bem estabelecida na literatura (RAWLS et al., 1998), apresenta alta variabilidade. Ottoni et al. (2025), ao analisarem o recém-lançado banco de dados Ksat-SSIR-DB, alertam que "a condutividade hidráulica variou até duas ordens de grandeza dentro de uma mesma classe textural" nos solos brasileiros.

Esta variabilidade reflete a influência de fatores não considerados em nossa estimativa, como estrutura do solo, densidade, porosidade, presença de matéria orgânica e atividade biológica. Além disso, a velocidade estimada refere-se à condição de saturação (Ksat) e não considera a dinâmica temporal da infiltração, que depende da umidade antecedente, da intensidade da chuva e das condições de superfície. A infiltração real em um evento específico pode ser muito inferior à capacidade estimada se o solo já estiver próximo da saturação, ou superior se houver macroporos bem conectados.

É importante destacar também que o TPIA, como todo índice composto, é uma simplificação da realidade complexa dos processos hidrológicos. A infiltração real é influenciada por fatores não capturados pelo índice, tais como a presença de camadas de solo com diferentes permeabilidades (estratificação), a existência de macroporos

decorrentes de raízes ou atividade da fauna do solo, a compactação superficial causada por pisoteio animal ou tráfego de máquinas, a formação de crostas superficiais em solos expostos, a repelência à água em solos com alto teor de matéria orgânica, e a variabilidade intra-anual das condições de umidade e vegetação. Estes processos, embora importantes, não podem ser adequadamente representados pelos dados de sensoriamento remoto atualmente disponíveis em larga escala.

Em função destas limitações, os resultados do TPIA devem ser interpretados com as devidas ressalvas: o índice representa o potencial de infiltração em condições médias, não a infiltração real em eventos específicos; os valores devem ser considerados como indicadores relativos, mais úteis para comparações espaciais e temporais do que como estimativas absolutas; a velocidade de infiltração estimada é uma aproximação baseada em relações texturais, não devendo substituir medições de campo em projetos que exijam precisão; áreas muito pequenas (inferiores a algumas dezenas de hectares) podem ter resultados influenciados pelas limitações de resolução dos dados de entrada, especialmente da precipitação; e o índice é mais robusto para análises em escala regional e de bacia do que para decisões pontuais em propriedades rurais ou lotes urbanos.

Reconhecidas estas limitações, apontam-se direcionamentos para aprimoramentos futuros: incorporação de dados de maior resolução espacial à medida que se tornem disponíveis; desenvolvimento de funções de pedotransferência calibradas para diferentes regiões do Brasil, considerando não apenas a textura mas também outros atributos do solo; integração de dados de umidade do solo para refinar as estimativas com base nas condições antecedentes; validação sistemática com dados de campo em diferentes biomas e classes de uso da terra; desenvolvimento de versões sazonais do índice para capturar a dinâmica intra-anual; e incorporação de técnicas de análise de sensibilidade para quantificar a contribuição das incertezas de cada variável no resultado final.

Apesar das limitações aqui discutidas, o TPIA representa um avanço significativo na disponibilização de informações sobre potencial de infiltração para todo o território brasileiro, preenchendo uma lacuna importante entre a necessidade de dados em larga escala e a escassez de medições de campo. Seu uso consciente, com compreensão de suas limitações, pode contribuir significativamente para a gestão de recursos hídricos, o planejamento territorial e a pesquisa acadêmica no país, desde que interpretado como uma ferramenta de triagem e planejamento, não como um modelo preditivo exato.

Afinal, como bem coloca a máxima atribuída a George Box, "todos os modelos estão errados, mas alguns são úteis". O TPIA busca ser útil, e é com este espírito que o disponibilizamos à comunidade científica e aos gestores públicos.

RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

A partir das limitações identificadas e das potencialidades observadas ao longo do desenvolvimento deste trabalho, apresentam-se as seguintes recomendações para pesquisas futuras.

Quanto à validação e calibração, recomenda-se realizar medições de campo da taxa de infiltração em diferentes classes de solo e uso da terra nos biomas brasileiros, utilizando os dados para calibrar os coeficientes de remapeamento adotados. Sugere-se também comparar os resultados do TPIA com medições de infiltração in situ e com estimativas de métodos tradicionais, como o SCS-CN e equações de infiltração, em bacias experimentais distribuídas pelo território nacional.

No que se refere ao aperfeiçoamento metodológico, propõe-se incorporar novas variáveis ao índice, tais como evapotranspiração (MOD16), umidade do solo (SMAP, ESA CCI) e geologia (CPRM), avaliando o ganho incremental na capacidade preditiva. Recomenda-se ainda desenvolver versões regionais do TPIA com ponderações diferenciadas das variáveis, calibradas para cada bioma brasileiro, e explorar métodos alternativos de agregação, como média ponderada, lógica fuzzy e redes neurais, comparando seus desempenhos com a abordagem multiplicativa aqui adotada.

Quanto às aplicações, sugere-se aplicar o TPIA em séries históricas de 1985 a 2022 para analisar a evolução temporal do potencial de infiltração em resposta às mudanças no uso da terra e no clima. Outra possibilidade promissora é integrar o TPIA como parâmetro de entrada em modelos hidrológicos distribuídos, tais como SWAT, TOPMODEL e MGB-IPH, para avaliar seu impacto na simulação de vazões e recarga de aquíferos. Recomenda-se também desenvolver estudos de caso em áreas de recarga de aquíferos, zonas de proteção de mananciais e áreas de risco a deslizamentos, utilizando o índice como ferramenta de planejamento e suporte à decisão.

Em relação à melhoria dos dados de entrada, propõe-se incorporar dados de maior resolução espacial à medida que se tornem disponíveis, especialmente para precipitação, como aqueles provenientes de radares meteorológicos e estações densas, e para solos, como mapas pedológicos detalhados produzidos por estados e instituições de

pesquisa. Recomenda-se também desenvolver funções de pedotransferência específicas para solos brasileiros que relacionem textura, estrutura e outros atributos à condutividade hidráulica, utilizando o recém-lançado banco de dados Ksat-SSIR-DB como referência fundamental.

Por fim, quanto à ferramenta desenvolvida, sugere-se disponibilizar o código em repositórios de acesso aberto como GitHub e Zenodo, com documentação detalhada que facilite a reprodução e adaptação por outros pesquisadores. Recomenda-se também desenvolver uma versão em Python da ferramenta, integrando-a com bibliotecas consolidadas de análise de dados e machine learning, bem como criar uma interface web simplificada que não requeira conhecimento de programação, ampliando o acesso por gestores públicos, tomadores de decisão e comunidades interessadas na gestão dos recursos hídricos.

CONCLUSÃO

O presente trabalho desenvolveu e disponibilizou o Índice de Potencial de Infiltração (TPIA), uma ferramenta inovadora para estimativa do potencial de infiltração em todo o território brasileiro, baseada na integração de múltiplas variáveis geoambientais processadas na plataforma Google Earth Engine. A pesquisa alcançou seus objetivos ao integrar dados de precipitação (CHIRPS), permeabilidade do solo (OpenLandMap), declividade (SRTM) e uso da terra (MapBiomas) em um índice único com resolução final de 30 metros, utilizando valores calibrados para solos brasileiros com base no Ksat-SSIR-DB (Ottoni et al., 2025).

A metodologia desenvolvida permitiu a construção de um índice composto de base multiplicativa, no qual cada variável foi normalizada e transformada para a escala 0-1. A normalização linear mínimo-máximo garantiu a comparabilidade entre variáveis com diferentes unidades e escalas, enquanto a agregação multiplicativa mostrou-se adequada para representar situações onde um único fator limitante pode comprometer o processo de infiltração. A velocidade de infiltração foi estimada complementarmente a partir da textura do solo, agregando valor físico à interpretação dos resultados.

A interface gráfica interativa desenvolvida no ambiente Google Earth Engine representa um dos principais diferenciais deste trabalho, pois democratiza o acesso à ferramenta, permitindo que usuários não-especialistas delimitem suas áreas de interesse, selecionem períodos de análise e obtenham resultados imediatos, incluindo mapas,

estatísticas descritivas e estimativas de velocidade de infiltração. Esta característica alinha-se aos princípios da ciência aberta e da reprodutibilidade científica, facilitando a adoção da metodologia por pesquisadores, gestores públicos e tomadores de decisão.

A aplicação do TPIA em quatro regiões representativas do país evidenciou sua sensibilidade às diferentes realidades ambientais e antrópicas brasileiras. Na Amazônia, o índice capturou o impacto do desmatamento e da conversão para pastagem, com TPIA médio de 0,312 e velocidade de infiltração de 18,7 mm/h. No Cerrado, os Latossolos profundos e bem drenados proporcionaram os maiores valores, com TPIA médio de 0,421 e velocidade de 32,4 mm/h. No Semiárido, a limitação hídrica foi o fator preponderante, resultando no menor TPIA entre as regiões não urbanas (0,156) e velocidade de 8,2 mm/h. Na Região Metropolitana de São Paulo, os efeitos da impermeabilização ficaram evidentes, com TPIA médio de apenas 0,098 e velocidade de 4,3 mm/h, demonstrando como a urbanização compromete os processos de infiltração mesmo em áreas com elevada precipitação.

A análise comparativa revelou que os fatores limitantes predominantes variam regionalmente: o uso da terra mostrou-se determinante na Amazônia e na RMSP, a permeabilidade do solo destacou-se no Cerrado, e a precipitação foi o fator crítico no Semiárido. Esta variabilidade reforça a importância de abordagens integradas como a proposta, que consideram múltiplas dimensões do fenômeno em vez de privilegiar um único aspecto.

As limitações do estudo foram devidamente reconhecidas e discutidas, incluindo aquelas inerentes aos dados de entrada, como a resolução do CHIRPS (5 km) e a natureza estimada do OpenLandMap (250 m), bem como aquelas decorrentes das escolhas metodológicas, como a ponderação uniforme e a normalização linear. Reconheceu-se também que a velocidade de infiltração estimada a partir da textura do solo apresenta variabilidade significativa, conforme evidenciado pelos dados do Ksat-SSIR-DB, e que fatores como estrutura do solo, compactação e umidade antecedente não são capturados pelo modelo.

Apesar destas limitações, o TPIA representa um avanço significativo na disponibilização de informações sobre potencial de infiltração para todo o território brasileiro, preenchendo uma lacuna importante entre a necessidade de dados em larga escala e a escassez de medições de campo. Sua principal contribuição reside na capacidade de fornecer, de forma rápida, gratuita e acessível, informações espacialmente detalhadas e temporalmente atualizadas que podem subsidiar políticas de

conservação de solo e água, planejamento urbano, zoneamento agroambiental, programas de pagamento por serviços ambientais e estudos acadêmicos em hidrologia e gestão de recursos hídricos.

Espera-se que a ferramenta seja útil para pesquisadores, gestores públicos, profissionais da área ambiental e comunidades interessadas em compreender e preservar os recursos hídricos brasileiros, contribuindo para o alcance dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável da Agenda 2030, especialmente o ODS 6 (Água Potável e Saneamento) e o ODS 15 (Vida Terrestre). O código fonte completo está disponível para acesso e reprodução, e recomenda-se que trabalhos futuros realizem validações de campo, incorporem novas variáveis, explorem ponderações regionais e desenvolvam versões sazonais do índice, aprimorando continuamente esta ferramenta em benefício da gestão sustentável dos recursos hídricos no Brasil.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BERTOL, I. et al. Propriedades físicas do solo relacionadas a diferentes níveis de oferta de forragem de capim-elefante. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, Brasília, v. 35, n. 5, p. 1047-1054, 2000.

BERTONI, J.; LOMBARDI NETO, F. *Conservação do solo*. 10. ed. São Paulo: Ícone, 2017. 355 p.

BOCANEGRA, E. et al. Aplicação do método SCS-CN em condições tropicais: estudo de caso na bacia do rio Piracicaba. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, Porto Alegre, v. 23, e12, 2018.

BRANDÃO, V. S. et al. Modelagem hidrológica em bacias hidrográficas brasileiras: aplicações e desafios. In: *SIMPÓSIO DE RECURSOS HÍDRICOS DO NORDESTE*, 9., 2006, Salvador. Anais... Salvador: ABRH, 2006.

BURROUGH, P. A.; MCDONNELL, R. A. *Principles of geographical information systems*. 3. ed. Oxford: Oxford University Press, 2015. 330 p.

CARVALHO, T. M. et al. Taxas de infiltração em diferentes usos do solo na Amazônia Oriental. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, Viçosa, v. 48, e0230045, 2024.

CPRM - SERVIÇO GEOLÓGICO DO BRASIL. *Geologia do Estado do Pará*. Belém: CPRM, 2010. 150 p.

EMBRAPA - EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. Sistema brasileiro de classificação de solos. 5. ed. Brasília: Embrapa, 2018. 590 p.

FARR, T. G. et al. The shuttle radar topography mission. *Reviews of Geophysics*, Washington, v. 45, n. 2, RG2004, 2007.

FISCH, G.; MARENGO, J. A.; NOBRE, C. A. Uma revisão geral sobre o clima da Amazônia. *Acta Amazônica*, Manaus, v. 28, n. 2, p. 101-126, 1998.

FLORENZANO, T. G. Iniciação em sensoriamento remoto. 3. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2011. 128 p.

FUNK, C. et al. The climate hazards infrared precipitation with stations: a new environmental record for monitoring extremes. *Scientific Data*, London, v. 2, 150066, 2015.

GORELICK, N. et al. Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, New York, v. 202, p. 18-27, 2017.

GROHMANN, C. H.; RICCOMINI, C.; STEVAUX, J. C. Aplicações dos modelos de elevação SRTM em geomorfologia. *Revista Geográfica Acadêmica*, Boa Vista, v. 2, n. 2, p. 73-83, 2008.

HENTSCHEL, F. et al. Global soil texture classes. *OpenLandMap*, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.7910/DVN/1PEEY0>. Acesso em: 15 jan. 2026.

HILLEL, D. *Environmental soil physics*. San Diego: Academic Press, 1998. 771 p.

HORTON, R. E. The role of infiltration in the hydrologic cycle. *Transactions of the American Geophysical Union*, Washington, v. 14, p. 446-460, 1933.

HORTON, R. E. An approach toward a physical interpretation of infiltration capacity. *Soil Science Society of America Journal*, Madison, v. 5, p. 399-417, 1940.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Manual técnico de uso da terra. 3. ed. Rio de Janeiro: IBGE, 2013. 171 p. (Manuais Técnicos em Geociências, 7).

INMET - INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA. Normais climatológicas do Brasil 1991-2020. Brasília: INMET, 2020.

JENSEN, J. R. Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres. São José dos Campos: Parêntese, 2009. 604 p.

KEESSTRA, S. et al. The significance of soils and soil science towards realization of the United Nations Sustainable Development Goals. *Soil*, Göttingen, v. 2, n. 2, p. 111-128, 2016.

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

LIBARDI, P. L. Dinâmica da água no solo. 2. ed. São Paulo: EDUSP, 2005. 344 p.

MARENGO, J. A. et al. Extreme rainfall events in the Amazon basin and their relation with the hydrological cycle. *Theoretical and Applied Climatology*, Wien, v. 125, n. 1, p. 191-210, 2016.

MARENGO, J. A. et al. Caracterização do clima atual e da variabilidade climática para a bacia amazônica. In: NOBRE, C. A. et al. (org.). *Mudanças climáticas e a Amazônia*. São Paulo: Oficina de Textos, 2020. p. 45-78.

MARTINS, A. P.; SANTOS, G. G. Infiltração de água no solo em sistemas de plantio direto com e sem rotação de culturas. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, Brasília, v. 52, n. 9, p. 765-774, 2017.

MAYER, A. et al. Estimativa da condutividade hidráulica em Latossolos brasileiros a partir de dados geoespaciais. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CIÊNCIA DO SOLO, 38., 2025, Campinas. *Anais...* Campinas: SBCS, 2025.

NOBRE, C. A. et al. Hidrologia da Amazônia: uma visão integrada. In: BICUDO, C. E. M.; TUNDISI, J. G.; SCHEUENSTUHL, M. C. B. (org.). *Águas do Brasil: análises estratégicas*. São Paulo: Instituto de Botânica, 2016. p. 113-136.

OCDE - ORGANIZAÇÃO PARA A COOPERAÇÃO E DESENVOLVIMENTO ECONÔMICO. *Handbook on constructing composite indicators: methodology and user guide*. Paris: OECD, 2008. 162 p.

OTTONI, M. V. et al. Ksat-SSIR-DB: banco de dados de condutividade hidráulica saturada e taxa de infiltração básica para solos brasileiros. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2025. (Documentos, 245).

PARENTE, L. et al. Mapping the Brazilian pasturelands with time series of Landsat and MODIS imagery. *Remote Sensing*, Basel, v. 13, n. 4, 706, 2021.

PHILIP, J. R. The theory of infiltration: 1. The infiltration equation and its solution. *Soil Science*, Baltimore, v. 83, n. 5, p. 345-357, 1957.

PINTO, N. L. S. et al. *Hidrologia básica*. São Paulo: Edgard Blücher, 1976. 278 p.

PREVEDELLO, C. L. *Física do solo com problemas resolvidos*. Curitiba: SAEAFS, 1996. 446 p.

PRUSKI, F. F. et al. Escoamento superficial em bacias hidrográficas: comparação entre métodos de estimativa. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, Campina Grande, v. 7, n. 2, p. 255-260, 2003.

RABUS, B.; EINEDER, M.; ROTH, A.; BAMLER, R. The shuttle radar topography mission: a new class of digital elevation models acquired by spaceborne radar. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Amsterdam, v. 57, n. 4, p. 241-262, 2003.

RAWLS, W. J.; GIMENEZ, D.; GROSSMAN, R. Use of soil texture, bulk density, and slope of the water retention curve to predict saturated hydraulic conductivity. *Transactions of the ASAE*, St. Joseph, v. 41, n. 4, p. 983-988, 1998.

REATTO, A. et al. *Propriedades físico-hídricas dos solos do Cerrado*. Planaltina: Embrapa Cerrados, 2008. 48 p. (Boletim de Pesquisa, 212).

REICHARDT, K. *A água em sistemas agrícolas*. São Paulo: Manole, 1990. 188 p.

RICHARDS, L. A. Capillary conduction of liquids through porous mediums. *Physics*, Lancaster, v. 1, n. 5, p. 318-333, 1931.

RODRIGUES, T. E. et al. *Solos do Planalto Santarém-Monte Alegre*. Belém: Embrapa Amazônia Oriental, 2018. 120 p. (Documentos, 456).

ROSSATO, L. et al. Avaliação do produto de precipitação CHIRPS para o Brasil. In: *SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS*, 22., 2017, Florianópolis. Anais... Florianópolis: ABRH, 2017.

SALTELLI, A. (ed.). *Sensitivity analysis in practice: a guide to assessing scientific models*. Chichester: John Wiley & Sons, 2007. 232 p.

SARTORI, A.; LOMBARDI NETO, F.; GENOVEZ, A. M. Classificação hidrológica de solos brasileiros para a estimativa da chuva excedente com o método do Serviço de Conservação do Solo dos Estados Unidos Parte 1: Classificação. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, Porto Alegre, v. 10, n. 4, p. 5-18, 2005.

SCOPEL, I. et al. Proposta de valores de referência de propriedades físico-hídrica do solo por classes pedológica e textural. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CIÊNCIA DO SOLO, 37., 2013, Florianópolis. Anais... Florianópolis: SBCS, 2013.

SILVA, R. M. et al. Infiltração de água em solos do Semiárido sob Caatinga nativa e áreas cultivadas. Revista Caatinga, Mossoró, v. 31, n. 3, p. 712-721, 2018.

SOUZA, C. M. et al. Reconstructing three decades of land use and land cover changes in Brazilian biomes with MapBiomas. Remote Sensing of Environment, New York, v. 246, 111873, 2020.

TEIXEIRA, W. G. et al. Precisamos de dados nacionais: a importância do Ksat-SSIR-DB para a modelagem hidrológica no Brasil. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2025. (Documentos, 246).

TUCCI, C. E. M. Hidrologia: ciência e aplicação. 3. ed. Porto Alegre: Editora da UFRGS, 2002. 943 p. (Coleção ABRH de Recursos Hídricos, 4).

USDA - UNITED STATES DEPARTMENT OF AGRICULTURE. National engineering handbook, section 4: hydrology. Washington: USDA, 1972.

VALERIANO, M. M.; ROSSETTI, D. F. Topodata: Brazilian full coverage refinement of SRTM data. Applied Geography, Oxford, v. 32, n. 2, p. 300-309, 2012.

WATRIN, O. S. et al. Dinâmica do uso e cobertura da terra no oeste do Pará. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 19., 2018, Santos. Anais... Santos: INPE, 2018.

WU, Q. geemap: a Python package for interactive mapping with Google Earth Engine. The Journal of Open Source Software, v. 5, n. 51, 2305, 2020.