Universidade Federal da Paraíba

Centro de Tecnologia

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL

– MESTRADO–

ESTIMATIVA DO ÍNDICE DE EROSIVIDADE DA CHUVA NO BRASIL COM DADOS DE PRECIPITAÇÃO SUB-HORÁRIOS

Por

ABNER LINS SILVA

Dissertação de Mestrado apresentada à Universidade Federal da Paraíba para obtenção do grau de Mestre

João Pessoa – Paraíba **Fevereiro de 2025**

Universidade Federal da Paraíba

Centro de Tecnologia

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL

– MESTRADO–

ESTIMATIVA DO ÍNDICE DE EROSIVIDADE DA CHUVA NO BRASIL COM DADOS DE PRECIPITAÇÃO SUB-HORÁRIOS

Por

ABNER LINS SILVA

Orientador:

Prof. Dr. Cristiano das Neves Almeida

Co-orientador:

Prf. Dr. Andrew Fullhart

Dissertação/Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil e Ambiental da Universidade Federal da Paraíba, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre.

João Pessoa – Paraíba **Fevereiro de 2025**

Catalogação na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

S586e Silva, Abner Lins.
Estimativa do índice de erosividade da chuva no Brasil com dados de precipitação sub-horários / Abner Lins Silva. - João Pessoa, 2025.
49 f. : il.

Orientação: Cristiano das Neves Almeida.
Coorientação: Andrew Fullheart.
Dissertação (Mestrado) - UFPB/CT.

1. Chuva - Erosividade. 2. Equação Universal de Perda de Solo (USLE). 3. Erosividade Anual. 4. Krigagem ordinária. I. Almeida, Cristiano das Neves. II. Fullheart, Andrew. III. Título.

UFPB/BC CDU 556.12-044.952(043)

Elaborado por Larissa Silva Oliveira de Mesquita - CRB-15/746

PPGECAM
Programa de Pós-Graduação
Engenharia Civil e Ambiental
UFPB Universidade Federal da Paraíba
Mestrado e Doutorado

ESTIMATIVA DO ÍNDICE DE EROSIVIDADE DA CHUVA NO BRASIL COM DADOS DE PRECIPITAÇÃO SUB-HORÁRIOS

ABNER LINS SILVA

Dissertação aprovada em 28 de fevereiro de 2025

Período Letivo: 2024.2

gov.br Documento assinado digitalmente
CRISTIANO DAS NEVES ALMEIDA
Data: 28/02/2025 16:37:47-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Prof. Dr. Cristiano das Neves Almeida – UFPB
Orientador

gov.br Documento assinado digitalmente
GERALD NORBERT SOUZA DA SILVA
Data: 01/03/2025 12:10:22-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Prof. Dr. Gerald Souza da Silva – UFPB
Examinador Interno

gov.br Documento assinado digitalmente
JAMIL ALEXANDRE AYACH ANACHE
Data: 28/02/2025 19:47:43-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Prof. Dr. Jamil Alexandre Ayach Anache – USP
Examinador Externo

João Pessoa/PB
Fevereiro - 2025

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu orientador, Professor Cristiano Almeida, por suas ideias brilhantes, paciência e orientação precisa, além de ter acreditado no meu potencial antes mesmo de mim. Sua dedicação e conhecimento foram essenciais para a realização deste trabalho.

Aos meus pais, que me ensinaram o valor dos estudos e sempre me inspiraram a seguir o caminho do ensino. À minha namorada, pelo carinho, incentivo e pelos lanchinhos que tornaram as longas horas de estudo mais leves e agradáveis. Aos meus professores, que compartilharam seu conhecimento com generosidade e contribuíram significativamente para o meu crescimento acadêmico e pessoal.

Aos meus amigos do LARHENA – UFPB, cujo apoio foi essencial durante o desenvolvimento desta pesquisa. A Filipe Carvalho, por sempre estar disposto a ajudar, contribuindo com ideias valiosas e esclarecendo minhas dúvidas. A Marcela Meira e Emerson Freitas, que, junto a Filipe, estabeleceram a base sólida sobre a qual esta pesquisa se sustenta. A Eduardo Patriota, cuja experiência e compromisso foram uma inspiração ao longo desta jornada. A Antônio Edmilson, por suas palavras de incentivo, bom humor e atenção e a Raul Muniz, que me motivou a ingressar na pós-graduação e colaborou nas ideias desse trabalho sempre com muita empolgação. Meu sincero agradecimento a todos vocês.

Aos Professores Jamill Anache e Gerald de Souza, membros da Banca Examinadora, pelo interesse, disponibilidade e pelas valiosas considerações, que foram essenciais para a versão final deste trabalho. À Universidade Federal da Paraíba (UFPB) e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pelo apoio financeiro que tornou esta pesquisa possível. E a todos que, de alguma forma, contribuíram para esta caminhada, expresso minha mais sincera gratidão.

RESUMO

A erosividade da chuva é um dos parâmetros da equação universal de perda de solo (USLE) e quantifica o potencial erosivo de um evento chuvoso. Para o cálculo dessa variável, são necessários dados de precipitação com resolução sub-horária, uma vez que ela é definida de acordo com a ocorrência do pico de intensidade em relação à sua duração. Além disso, há uma necessidade de uma cobertura temporal no mínimo de 10 anos para garantir a representatividade dos resultados. Muitos estudos foram realizados com a proposta de calcular e espacializar essa grandeza, porém, as dificuldades de se obter dados de chuva com essas características configuram um impasse para esse tipo de estudo, e muitos autores acabam optando por uso de séries sintéticas ou equações empíricas que relacionam precipitação diária ou mensal e erosividade. Esta pesquisa se propôs, de maneira inédita, utilizar dados sub-horários de 2 bases distintas (CEMADEN e ANA) combinadas com 4.560 estações pluviográficas ao longo dos últimos 11 anos (2014 a 2024) para estimar a erosividade da chuva no território Nacional. A metodologia adotada para o cálculo segue as diretrizes estabelecidas por Wischmeier e Smith (1978). Utilizando o método dos Mínimos Intervalos de Tempo (MIT) para a identificação de eventos chuvosos. Para a análise dos dados, foram aplicadas técnicas estatísticas e geoestatísticas, incluindo a Krigagem Ordinária, que permite a interpolação espacial dos valores de erosividade com base na correlação espacial entre os pontos amostrados. A validação cruzada foi aplicada para avaliar a precisão do mapa de erosividade gerado pela interpolação. O modelo apresentou um coeficiente de determinação (R^2) de 0,64. Além disso, o erro médio absoluto percentual (EMA%) foi inferior a 10%, demonstrando a confiabilidade do mapa produzido. Como resultado do estudo foram gerados três conjuntos de produtos: (1) um banco de dados com valores de erosividade da chuva de alta confiabilidade com resolução sub-horária; (2) mapa interpolado de erosividade da chuva para o Brasil destacando as áreas com maior potencial erosivo; (3) um script principal validado para cálculos e (4) outros scripts auxiliares para leitura, processamento e apresentação dos resultados. Os resultados deste estudo permitem identificar áreas de maior erosividade e fornecem uma visão espacial detalhada, auxiliando no planejamento da conservação do solo e gestão dos recursos hídricos.

Palavras-chave: USLE, Fator-R, Krigagem ordinária.

ABSTRACT

Rain erosivity is one of the parameters of the universal soil loss equation (USLE) and quantifies the erosive potential of a rainfall event. To calculate this variable, precipitation data with sub-hourly resolution is necessary, since it is defined according to the occurrence of the intensity peak in relation to its duration. Furthermore, there is a need for temporal coverage of at least 10 years to guarantee the representativeness of the results. Many studies have been carried out with the aim of calculating and spatializing this quantity, however, the difficulties in obtaining rainfall data with these characteristics pose an impasse for this type of study, and many authors end up opting for the use of synthetic series or empirical equations that relate daily or monthly precipitation and erosivity. This research proposed, in an unprecedented way, to use sub-hourly data from 2 different databases (CEMADEN and ANA) combined with 4,560 rain gauge stations over the last 11 years (2014 to 2024) to estimate the erosivity of rain in the National territory. The methodology adopted for the calculation follows the guidelines established by Wischmeier and Smith (1978). Using the Minimum Time Intervals (MIT) method to identify rainy events. For data analysis, statistical and geostatistical techniques were applied, including Ordinary Kriging, which allows the spatial interpolation of erosivity values based on the spatial correlation between the sampled points. Cross-validation was applied to evaluate the accuracy of the erosivity map generated by interpolation. The model presented a coefficient of determination (R^2) of 0.64, indicating a good correlation between the estimated and observed values. Furthermore, the mean absolute percentage error (EMA%) was less than 10%, demonstrating the reliability of the map produced. As a result of the study, three sets of products were generated: (1) A database with highly reliable rainfall erosivity values with sub-hourly resolution; (2) Interpolated rain erosivity map for Brazil highlighting the areas with the greatest erosive potential; (3) And a main script validated with RIST software (USDA) for calculations plus other scripts for reading, processing and presenting results. The results of this study allow the identification of areas of greater erosivity and provide a detailed spatial view, assisting in planning soil conservation and water resources management.

Key words: USLE, R Factor, Ordinary Kriging.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 10
2 OBJETIVOS 12
2.1 GERAL 12
2.2 ESPECÍFICOS 12
3 REFERENCIAL TEÓRICO 13
4 ÁREA DE ESTUDO 18
5 METODOLOGIA 19
Coleta dos dados de chuva 19
Controle de qualidade dos dados de precipitação 20
Cálculo do índice de erosividade 21
Interpolação Krigagem Ordinária 23
Extensão das séries – (*Gap filling*) 25
Validação cruzada 25
6 RESULTADOS 27
Banco de dados com estações de alta qualidade (HQ) 27
Erosividade da chuva 31
Classificação da Erosividade Anual (Fator R) 31
Interpolação por Krigagem Ordinária 33
Mapas finais e validação cruzada 40
8 CONCLUSÃO 46
9 REFERÊNCIAS 47

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Localização da área de estudo a – Rede de monitoramento utilizada e regiões geográficas; b – Classificação de Köppen; c – Isoietas anuais, adaptado do serviço geológico do Brasil (SGB); d – mapa topográfico (SRTM). 18
Figura 2- Fluxograma da metodologia 19
Figura 3- Fluxograma do cálculo da erosividade anual para uma estação. 23
Figura 4- Distribuição espacial das estações das redes de monitoramento da precipitação na escala sub-horária CEMADEN e Telemetria (2014-2024) 27
Figura 5- Análise da Cobertura Espacial das Redes CEMADEN e Telemetria (2014 - 2024) 29
Figura 6- Quantidade de estações antes e depois da extensão dos dados. 30
Figura 7- Estações com 8 ou mais anos de dados na série temporal a) antes da aplicação do método b) depois da aplicação do método. 31
Figura 8- Histogramas dos valores obtidos para erosividade anual. 32
Figura 9- Mapas de erosividade anual (Interpolação Kriging Ordinário). 34
Figura 10- Comparação dos semivariogramas anuais (Interpolação Kriging Ordinário). 36
Figura 11- Mapas de chuva anual (Interpolação Kriging Ordinário). 38
Figura 12- Mapas de Densidade de erosividade (Interpolação Kriging Ordinário). 39
Figura 13- Mapa de erosividade anual média (Com resultados da validação cruzada) 41
Figura 14- Mapa da chuva anual média (Com resultados da validação cruzada) 42
Figura 15- Mapa de densidade de erosividade (Com resultados da validação cruzada) 42
Figura 16- Mapas do desvio padrão e do coeficiente de variação 44

LISTA DE TABELAS

Tabela 1- Disposição das estações do CEMADEN em respeito à quantidade de anos na sua série temporal. 28
Tabela 2- Classificação quanto a erosividade Carvalho (2008) 33
Tabela 3- Classificação do mapa de erosividade (Carvalho ,2008) 41

1 INTRODUÇÃO

A chuva é um elemento essencial para o desenvolvimento da vida na terra e da economia, mas também é a força motriz da erosão hídrica. Pelo desprendimento de partículas de solo e pela formação do escoamento superficial ela pode criar um problema crítico que afeta a produtividade agrícola e a sustentabilidade ambiental. A erosão do solo afeta negativamente a estrutura do solo, a capacidade de retenção de água e nutrientes, o conteúdo de matéria

A erosão do solo afeta negativamente a capacidade de retenção de água e nutrientes e o conteúdo de matéria orgânica, reduzindo sua fertilidade e comprometendo a produtividade agrícola. Esse fenômeno não apenas impacta o rendimento das culturas, mas também contribui para o assoreamento de rios e reservatórios, aumentando os custos com manutenção de infraestruturas hídricas e prejudicando a disponibilidade de água para irrigação e abastecimento. Dessa forma, a erosão do solo se configura como um desafio ambiental e econômico e o Brasil se caracteriza como um país especialmente vulnerável em virtude de sua alta dependência do setor agrícola (Araújo et al., 2019; Dias et al. 2016).

Ademais, espera-se que a erosão do solo aumente devido às mudanças climáticas conforme Eekhout e De Vente (2022), Eles advertêm dois motivos para explicar essa previsão, não somente os eventos de chuva extremos estão ficando mais frequentes devido um ciclo hidrológico mais intenso explanado por Trenberth (2011), como também as mudanças de uso e ocupação de solo caracterizadas pelo desmatamento agravam ainda mais o impacto das chuvas.

Diante dos impactos provocados pela erosão hídrica, a medição das perdas de solo é de extrema importância tanto no campo prático quanto no ambiente acadêmico. (Trindade et al., 2016) e justamente com esse propósito, foram desenvolvidos e aprimorados diversos modelos de estimativa ao longo dos anos. Esses modelos incluem a Equação Universal de Perda do Solo (USLE) (Wischmeier e Smith, 1978) e suas versões revisadas, RUSLE (Renard et al., 1997) e RUSLE2 (USDA–ARS, 2013).

A USLE é um modelo de erosão projetado para calcular as perdas médias de solo a longo prazo decorrentes da erosão (Wischmeier & Smith, 1978). A erosividade da chuva representa um dos seis fatores na Equação Universal de Perda de Solo. Os outros cinco fatores são a erodibilidade do solo, comprimento da encosta, inclinação da encosta, práticas de uso do solo e um fator para ocupação da área.

O fator de erosividade ou (fator R) é um excelente indicador do potencial erosivo de um evento chuvoso, pois ele combina os efeitos de duração magnitude e intensidade de pico (Renard & Freimund,1994). O cálculo desse fator requer um grande volume de dados de chuva

contínuos e com alta resolução temporal conforme (Wischmeier e Smith, 1978). Porém, dados com resolução temporal sub-horária no Brasil são escassos e isso é um obstáculo para produzir estimativas de erosividade mais precisas e confiáveis (Teixeira et al., 2022).

Dados com resolução sub-horária referem-se a dados que são registrados em intervalos menores que uma hora, sendo essencial para estudos e aplicações em hidrologia, meteorologia, gestão de recursos, vejamos alguns exemplos de fontes de dados disponibilizados no Brasil:

- Instituto Nacional de Meteorologia - INMET
- Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais - CEMADEN
- Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico - ANA

Entre as formas de medição é possível citar os radares meteorológicos, sensoriamento remoto, pluviômetros e pluviômetros automáticos, que serão os equipamentos utilizados para este estudo. Os dados de campo são os mais confiáveis, porém são pontuais e para estudar grandes áreas, torna-se necessário uma densa rede desses equipamentos com uma distribuição espacial homogênea (Chen; Li, 2016).

Muitos estudos foram realizados com o propósito de calcular esse índice no território brasileiro, principalmente em escala local. Apesar da relevância na determinação da distribuição da erosividade das chuvas no Brasil, estimativas desta variável no país ainda são escassas de acordo com (Riquetti et al., 2020), o que permanece como uma lacuna a ser preenchida.

Algumas estimativas nacionais dos valores de erosividade foram feitas para o Brasil, como os apresentados por Oliveira et al. (2018), Silva (2004), Bertoni e Lombardi Neto (1990), Álvaro et al (2018) e Teixeira (2022), porém foram realizados em escala local ou utilizando dados pluviométricos com equações empíricas ou séries sintéticas para alcançar resolução sub-horária.

Dessa forma, essa pesquisa se propõe a estimar o índice de erosividade utilizando dados de precipitação em escala sub-horária no Brasil utilizando uma série temporal de 11 anos e criar um mapa a partir de medidas de interpolação.

2 OBJETIVOS

2.1 GERAL

Calcular o índice de erosividade da chuva e interpolar para o território brasileiro com dados observados de precipitação sub-horária para o período de 2014 a 2024, para criar um mapa da erosividade da chuva para o território nacional.

2.2 ESPECÍFICOS

i. Suprir a deficiência na cobertura espacial de dados de alta qualidade com resolução sub-horária por meio da integração da base de dados do CEMADEN e da telemetria.
ii. Consolidar as séries temporais de precipitação garantindo sua completude e consistência para análises de erosividade.
iii. Desenvolver e validar um script em Python para o cálculo do índice de erosividade de forma rápida, ajustável e replicável.
iv. Criar um mapa da erosividade da chuva para o território nacional, permitindo análises espaciais e subsidiando ações de manejo e conservação do solo.

3 REFERENCIAL TEÓRICO E ESTADO DA ARTE

A equação de perda de solo *Universal Soil Loss Equation* - USLE foi desenvolvida por W. H. Wischmeier, D. D. Smith e outros pesquisadores do Departamento de Agricultura dos EUA (USDA), no final dos anos 1950. O conceito de erosividade da chuva foi apresentado como a capacidade da chuva de causar erosão. Foi então desenvolvida uma equação que descreve a energia da chuva em função da intensidade da chuva e combina os efeitos de duração magnitude e intensidade de pico de um evento chuvoso por Wischmeier e Smith (1958).

Eventos de chuva com a mesma intensidade média não têm necessariamente a mesma energia cinética segundo Mohamadi e Kavian, (2015), isso significa que determinado volume de precipitação pode levar a diferentes situações de erosão mesmo que estejam sob mesma condição de uso e cobertura do solo. Isso é uma característica dos padrões hidrológicos que são definidos de acordo com a ocorrência do pico de intensidade em relação à sua duração (Flanagan et al., 1988).

Considerando a característica instantânea da erosividade de eventos chuvosos mencionado anteriormente é possível compreender a dependência dos processos de erosão do solo com a energia cinética das chuvas, que é função do tamanho e da velocidade de queda das gotas de chuva. Wischmeier e Smith (1958) derivaram pela primeira vez uma função logarítmica da energia cinética em função da intensidade da chuva baseada em medições da distribuição do tamanho da gota e da velocidade terminal, e foi usado para estimar a erosividade da chuva no USLE.

O valor do produto da energia cinética total do evento (KE) pela sua intensidade máxima no intervalo 30 minutos (I30), estima valores do EI30 e refletem o efeito combinado de respingos de gotas de chuva (efeito splash) e escoamento superficial sobre a erosão do solo. Porém, para dividir discretizar a série temporal de chuva em eventos chuvosos é preciso utilizar o critério do MIT (Mínimos Intervalos de Tempo).

A definição de evento chuvoso, de acordo com Dunkerley (2008), são intervalos de precipitação que tem seu início e término delimitados por intervalos sem chuva com uma duração específica (MIT), quando o período que separa duas medições de chuva for menor que seis horas, elas pertencem ao mesmo evento chuvoso e, quando for maior, elas devem ser separadas em dois eventos chuvosos distintos.

A energia cinética associada (KE) é calculada em função da intensidade da chuva, minuto a minuto e o KE associado à precipitação de cada evento é calculado somando as

energias cinéticas de cada minuto até a duração total da precipitação. Onde KE é a energia cinética (MJ/ha.mm); e I é a intensidade da chuva (mm/h), que é obtida pela razão da lâmina precipitada (P) pelo passo de tempo do seguimento de chuva (Δt) em horas.

Hudson (1977) sugeriu que a energia cinética tende a atingir um valor máximo à medida que intensidade aumenta. Em resposta a esta pesquisa, Wischmeier e Smith (1978) sugeriram um valor constante limitado de 0,283 MJ/ha.mm para intensidades de chuva superior a 76 mm/h.Já Kinnell (1981) sugere que um modelo exponencial descreve a relação KE-I melhor que a forma logarítmica. Renard et al. (1997) então utiliza para o cálculo da energia cinética na versão revisada da equação universal (RUSLE) uma equação exponencial, mas também com limite máximo de erosividade aproximadamente 0,29 MJ/ha.mm.

Yin et al. (2017) propôs que valores de erosividade computados para o RUSLE comparado com o USLE são apontados como mais baixos. Nesse contexto, USDA–ARS (2013) utilizou o valor 0,082 no lugar de 0,05 na segunda versão revisada RUSLE. As equações USLE, RUSLE E RUSLE2 são chamadas equações da família (R)USLE por alguns autores.

Vários autores já estimaram a erosividade com dados de resolução sub-horária. Na revisão realizada por Borrelli et al. (2021), que analisou 1.697 artigos publicados mundialmente entre 1994 e 2017, os modelos da família (R)USLE foram os mais aplicados no cálculo do índice de erosividade, representando aproximadamente 41% dos registros.

. Em âmbito internacional o estudo feito por Panagos et. al. (2017) que estimaram a erosividade das chuvas para 3.625 estações cobrindo 63 países criando o primeirobanco de dados global de erosividade denominado GloREDa. Globalmente, a erosividade média das chuvas foi estimada em 2.190 MJ.mm/ha.h.ano, Um modelo de Regressão de Processo Gaussiano (GPR) foi usado para interpolar a erosividade de valores para um mapa. E como resultado do estudo foi observado que os grupos de clima tropical apontaram maior erosividade anual média.

Panagos et. al. (2015) também fizeram uma avaliação da erosividade na Europa com base nos melhores conjuntos de dados disponíveis. Os dados foram recolhidos em 1541 estações de precipitação em todos os Estados-Membros da União Europeia (UE) e Suíça, com resoluções temporais de 5 a 60 min.

Um estudo com boa cobertura temporal utilizando dados de precipitação em escala sub horária foi feito na Alemanha por Fiener et. al., (2013). Este estudo utilizou um dos conjuntos de dados muito raros de longo prazo (1937–2007) de alta resolução (≤5 min) de dez estações

na Europa Central e foi notado um aumento de 4,4% por década no início das medições e um aumento ainda mais expressivo a partir do início da década de 70 de 21% por década. Porém ele se restringe a um estudo local e a um número muito pequeno de estações.

A espacialização de resultados pode ser realizada por diferentes técnicas de interpolação, como o Inverso do Quadrado da Distância (IDW) e a Krigagem, sendo esta última amplamente empregada na geoestatística. Yamamoto (2013), no livro *Geoestatística: Conceitos e Aplicações*, descreve a Krigagem como um estimador linear que utiliza a estrutura de dependência espacial dos dados, modelada pelo semivariograma, para minimizar o erro de estimativa em locais não amostrados.

Dentre as abordagens da Krigagem, destaca-se a Krigagem ordinária (OK), que assume uma média local desconhecida e constante. Outras variantes incluem a Krigagem simples, que pressupõe uma média global conhecida; a Krigagem universal, que incorpora tendências sistemáticas nos dados; e a Krigagem indicadora, voltada para modelagem probabilística. Apesar da disponibilidade de métodos alternativos, como a Krigagem indicadora (Van Groenigen, 2000), a Krigagem ordinária permanece a técnica mais utilizada devido à sua simplicidade, transparência e desempenho historicamente satisfatório.

Estudos recentes demonstram a eficácia da Krigagem em diferentes contextos. Bai et. al. (2024) investiga a variabilidade espacial e temporal da erosividade da chuva na Bacia do Rio Niyang, utilizando dados diários de precipitação de 123 pontos de grade entre 2008 e 2016. A Krigagem ordinária foi empregada para examinar as variações espaciais e temporais da erosividade da chuva. A técnica mostrou-se eficaz e com baixos erros de previsão. Já Borrelli et . al. (2016) utilizou a Krigagem de regressão para interpolar valores de erosividade da chuva em estações meteorológicas, resultando em um mapa de erosividade da chuva na Itália, com bom desempenho preditivo.

No Brasil, os dados de chuva com resolução sub-horária são muito recentes e poucos estudos realizam estimativas de erosividade a partir deles. Teixeira et al. (2022) apresenta os resultados de uma revisão da literatura científica sobre a avaliação das chuvas erosividade no Brasil. Ele encontrou que foram publicados no Brasil 123 artigos sobre o assunto e 69 apenas na última década, demonstrando o aumento de pesquisas sobre o tema. Ele destaca a Krigagem como a técnica mais difundida para obter mapas de erosividade da chuva no país. Sendo amplamente utilizada em estudos estaduais e locais em várias regiões do Brasil. Além disso, a Krigagem mostrou bom desempenho na previsão de padrões de erosividade em escala nacional e mensal.

Em sua pesquisa realizada sobre erosividade no Brasil, Oliveira et al (2012) encontraram apenas 35 estudos que utilizaram dados pluviográficos de precipitação, para calcular a erosividade das chuvas realizados em regiões específicas concentrando-se nas cidades das regiões sul e sudeste.

Diversos estudos utilizaram a Krigagem ordinária para espacializar a erosividade no Brasil. Edson et al. (2020) e Neto et al. (2020) aplicaram a técnica em Alagoas e Tocantins, respectivamente, obtendo coeficientes de correlação próximos de 0,80 e erros médios absolutos (MAE) inferiores a 20%, utilizando dados pluviométricos ou sintéticos.

Aquino et al. (2012) avaliaram a erosividade da chuva em Minas Gerais com base em 54 estações pluviométricas, observando valores entre 5.145 e 7.776 MJ mm ha^{-1} h^{-1} ano^{-1}. O estudo identificou uma relação entre altitude e erosividade. Já Algusto et al. (2018) analisaram a erosividade em Mato Grosso com dados de 158 estações pluviométricas, mostrando que 91% da erosividade ocorre entre outubro e abril. A Krigagem permitiu identificar padrões espaciais relevantes para o manejo da conservação do solo e métricas semelhantes de validação foram usadas nos estudos mencionados.

Considerando a baixa disponibilidade de dados pluviográficos, modelos simplificados para prever a erosividade da chuva usando dados anuais de pluviômetros são a alternativa mais utilizada para estimar a erosividade no Brasil. Várias equações de regressão para obter valores de erosividade foram estabelecidas, para todo o país, (Oliveira et al., 2012). Porém, como essas equações são modelos empíricos, seu uso é limitado a locais com características climáticas e pluviométricas, semelhantes. Ele conclui que as equações de regressão da erosividade das chuvas não podem ser extrapoladas de forma generalizada, sem subestimar ou superestimar os valores de erosividade.

Os estudos de Silva et al. (2004), por exemplo, apresentam um mapa de erosividade para o Brasil utilizando 6 equações empíricas para os diferentes biomas brasileiros utilizando registros pluviométricos de 1600 estações. Utilizando um sistema de informações geográficas (SIG) para interpolar os valores, foi gerado um mapa que representa as variações espaciais da erosividade.

Outra alternativa para a baixa disponibilidade de dados com alta resolução temporal é o uso de séries sintéticas. Em escala nacional, o trabalho de Teixeira et al. (2023) teve uma cobertura completa com mais de 5166 postos pluviométricos e séries sintéticas para resolução sub-horária foi possível calcular o índice de erosividade médio para um período de 100 anos.

Oliveira et al. (2018) também faz uso das séries para 141 postos pluviométricos espalhados pelo país usando o gerador de séries pluviográficos sintéticas CLIMABR (Vicente, Zanetti e Pruski, 2005) validando a ferramenta mostrando que gera resultados confiáveis.

Álvaro et al. (2018) utilizaram quatro estações pluviográficas com resolução temporal sub horária para determinar a erosividade das chuvas com base na metodologia proposta Wischmeier e Smith (1978). No entanto, se restringiu à região oeste do estado de Santa Catarina.

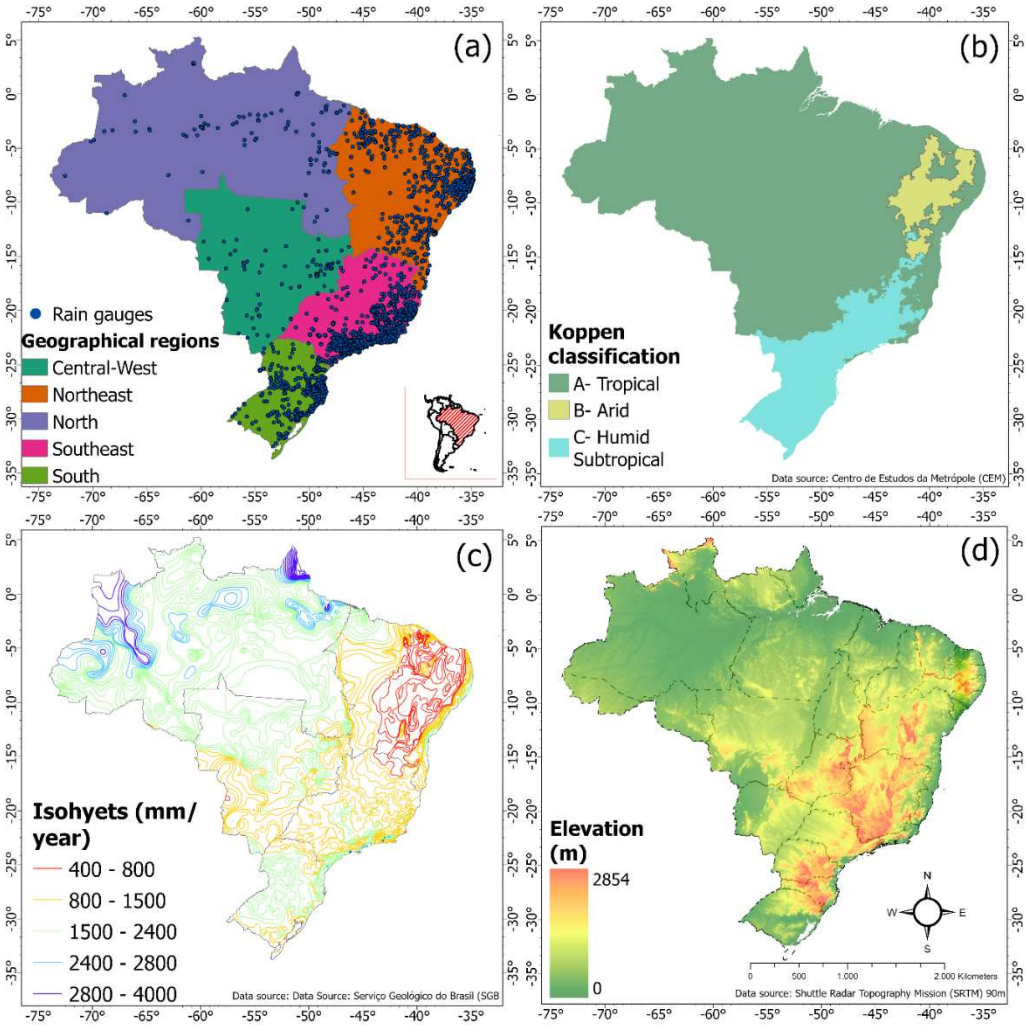
Oliveira-Roza et al. (2024) apresentam um banco de dados nacional abrangente sobre a erosividade da chuva no Brasil, compilado a partir de 54 estudos conduzidos entre 1990 e 2023. O conjunto de dados inclui 5.516 valores de erosividade, dos quais 6,3% foram obtidos a partir de registros pluviográficos e 93,7% foram derivados de séries sintéticas. Para a interpolação espacial dos dados, mais uma vez, foi empregada a técnica de Krigagem ordinária.

Tendo em vista a dificuldade de se obter dados de chuva com resolução temporal sub-horária, boa cobertura espacial e longas séries temporais, esse estudo se propõe a preencher essas lacunas ao produzir um mapa para o índice de erosividade anual média no país para os anos de 2014 a 2024 com registros de chuva sub-horários.

4 ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo abrange todo o território brasileiro, um país de dimensões continentais, que cobre aproximadamente 8,5 milhões de km² entre as latitudes 5° 16′N e 33° 45′S e longitudes 34° 47′W e 73° 59′W. O Brasil possui três zonas climáticas principais pela classificação de Koppen (Tropical, Semiárido e Subtropical Úmido), com temperatura média anual do ar variando aproximadamente de 10° C a 26° C. A precipitação anual no Brasil é caracterizada por alta variabilidade espacial, variando de 380 a 4.000 mm. (Gadelha et al., 2019).

Figura 1 - Localização da área de estudo a – Rede de monitoramento utilizada e regiões geográficas; b – Classificação de Köppen; c – Isoietas anuais, adaptado do serviço geológico do Brasil (SGB); d – mapa topográfico (SRTM).

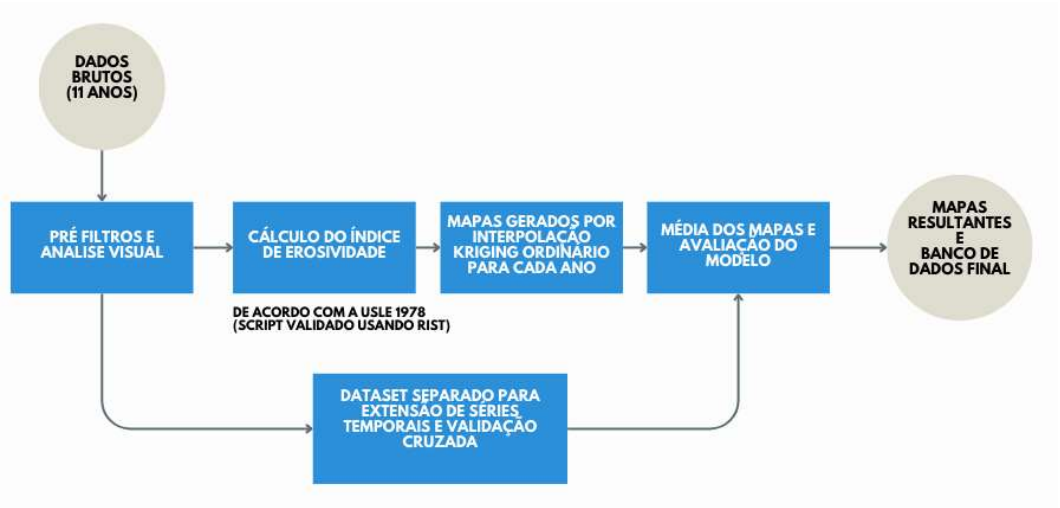


Fonte: Serviço Geológico do Brasil (SGB)

5 METODOLOGIA

A metodologia deste estudo é dividida em quatro etapas principais: controle de qualidade dos dados, cálculo da erosividade, interpolação dos resultados e validação das interpolações. Essas etapas proporcionam maior precisão e confiabilidade para mapas gerados. O processo metodológico pode ser visualizado de forma geral no fluxograma apresentado a seguir.

Figura 2- Fluxograma da metodologia



Fonte: LINS, Abner S.

Coleta dos dados de chuva

Os dados de precipitação observados em escala sub-horária utilizados neste estudo estão disponíveis no site do Centro Nacional de Monitoramento e Alerta de Desastres Naturais (CEMADEN). Atualmente, a rede de monitoramento do CEMADEN conta com mais de 3.000 pluviômetros automáticos, que registram a precipitação em tempo real com uma resolução temporal de 10 minutos durante eventos de chuva. Em períodos sem precipitação, essa resolução passa a ser de 60 minutos.

Adicionalmente, foram utilizados dados da rede de telemetria da Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA), que está em operação desde 2000. Essa rede é composta por mais de pluviômetros automáticos, com resoluções temporais de 15 e 30 minutos. Assim como os dados do CEMADEN, os dados da ANA passaram por rigoroso controle de qualidade, sendo selecionadas apenas estações consideradas de alta qualidade, ou seja, aquelas que operaram corretamente durante cada ano analisado. O processo de pré-seleção das estações incluiu a aplicação dos seguintes critérios:

1. Períodos de falha prolongada: exclusão de estações com mais de 60 dias consecutivos sem registros;
2. Marcadores consecutivos: identificação e exclusão de dados com repetição sistemática de valores;
3. Validação de dados: verificação de valores inválidos ou inconsistentes;
4. Análise visual: inspeção detalhada dos dados para identificação de possíveis inconsistências não detectadas pelos métodos automáticos;
5. Comparação entre propriedades dos eventos chuvosos: análise da coerência dos dados em relação à precipitação observada em estações próximas;

Controle de qualidade dos dados de precipitação

Para realização do controle de qualidade dos dados de precipitação do CEMADEN e da ANA, as estações de monitoramento foram submetidas a um rigoroso controle de qualidade, passando pelos seguintes procedimentos segundo (Freitas et al., 2020; Meira et al., 2022):

- Cada estação foi comparada com as suas 5 vizinhas mais próximas;

- Foram analisadas as séries de precipitação mensal e sub-horárias (resolução temporal de 10,15 e 30 minutos), a fim de identificar inconsistência nos dados medidos;

- As estações que apresentavam diferenças com relação às suas vizinhas eram excluídas;

- Foi realizado o teste duplo cego, ou seja, dois pesquisadores avaliavam a mesma estação individualmente e ao fim as classificações eram confrontadas e analisadas por uma terceira pessoa, para identificar e eliminar as possíveis divergências.

Desse modo com os resultados da análise visual foi possível criar um banco de dados confiável com dados de precipitação de 2014 a 2024.

Uma das exigências no cálculo da erosividade da chuva está na extensão da série temporal. As condições estabelecidas para a coleta de dados variam entre autores. Embora a USLE e seu fator R tenham sido inicialmente projetados para prever a perda média anual de solo a longo prazo, Vrieling et al. (2014) afirma que o EI30 também pode ser acumulado por intervalos de tempo mais curtos para avaliar a variabilidade da erosividade. Panagos et al. (2015) utiliza 10 anos de registros pluviográficos contínuos para estimar a erosividade média na Europa.

Cálculo do índice de erosividade

A metodologia para o cálculo da erosividade da chuva segue as diretrizes estabelecidas por Wischmeier e Smith (1978), com base em um conjunto de critérios e equações. Para identificar eventos erosivos, a abordagem proposta começa com a separação dos eventos chuvosos, utilizando o método dos Mínimos Intervalos de Tempo (MIT), com os seguintes critérios:

1. O MIT é definido como 6 horas. Assim, períodos contínuos de precipitação menores que 6 horas são considerados parte de um único evento, enquanto períodos iguais ou superiores a 6 horas sem precipitação resultam na separação de um evento em dois eventos distintos;
2. Todos os eventos chuvosos são considerados no cálculo da Erosividade;
3. A erosividade da chuva é determinada por meio da multiplicação da energia cinética do evento pela intensidade máxima de precipitação durante um intervalo de 30 minutos, conhecida como 'I30';
4. As etapas para cada estação de monitoramento envolvem o cálculo da energia cinética (KE) para cada intervalo de tempo, seguido da multiplicação por I30 para determinar a erosividade total (EI30) e, finalmente, a determinação da densidade de erosividade para cada evento chuvoso analisado.

Foi utilizada a equação de erosividade proposta por Wischmeier e Smith (1978) que considera um valor máximo de 0.283 MJ ha^{-1} mm^{-1} utilizado para intensidades de precipitação superiores a 76 mm h^{-1}.

A erosividade de cada evento é calculada multiplicando-se a energia cinética (KE) pela intensidade máxima de precipitação de 30 minutos (I30), conforme a equação:

$$KE = 0.119.i + 0.0873.\log(i)$$

Para $i \leq 76$ mm h^{-1}

$$KE = 0.283$$

Para $i > 76$ mm h^{-1}

Considerando KE a energia cinética por mm de chuva (MJ/ha.mm) e i a intensidade da chuva no passo de tempo Δt (resolução temporal do aparelho).

$$i_i = \frac{P_i}{\Delta t}$$

A energia cinética da chuva do evento chuvoso é calculada pelo somatório do produto da energia cinética pela precipitação de cada passo de tempo dentro do evento.

$$KE_{rf} = \sum KE_i \,.\, P_i$$

Onde KErf a energia cinética da chuva medida em (MJ/ha.h), KE e P são respectivamente a energia cinética e a precipitação em cada passo de tempo medidos em (MJ.mm/ha.h) e.(mm).

Porém, para chegar ao valor da Erosividade de cada evento é feito o produto da energia cinética do evento, calculado pela soma das energias cinéticas da chuva pela Intensidade máxima em um período de 30 minutos.

$$EI_{30} = KE_{rf}\ x\ I_{30}$$

Quanto à erosividade da chuva ou EI30 é dado em (MJ.mm/ha.h) e à erosividade anual (MJ.mm/ha.h.ano) acontece com a soma dos EI30 para todos os eventos chuvosos em um ano.

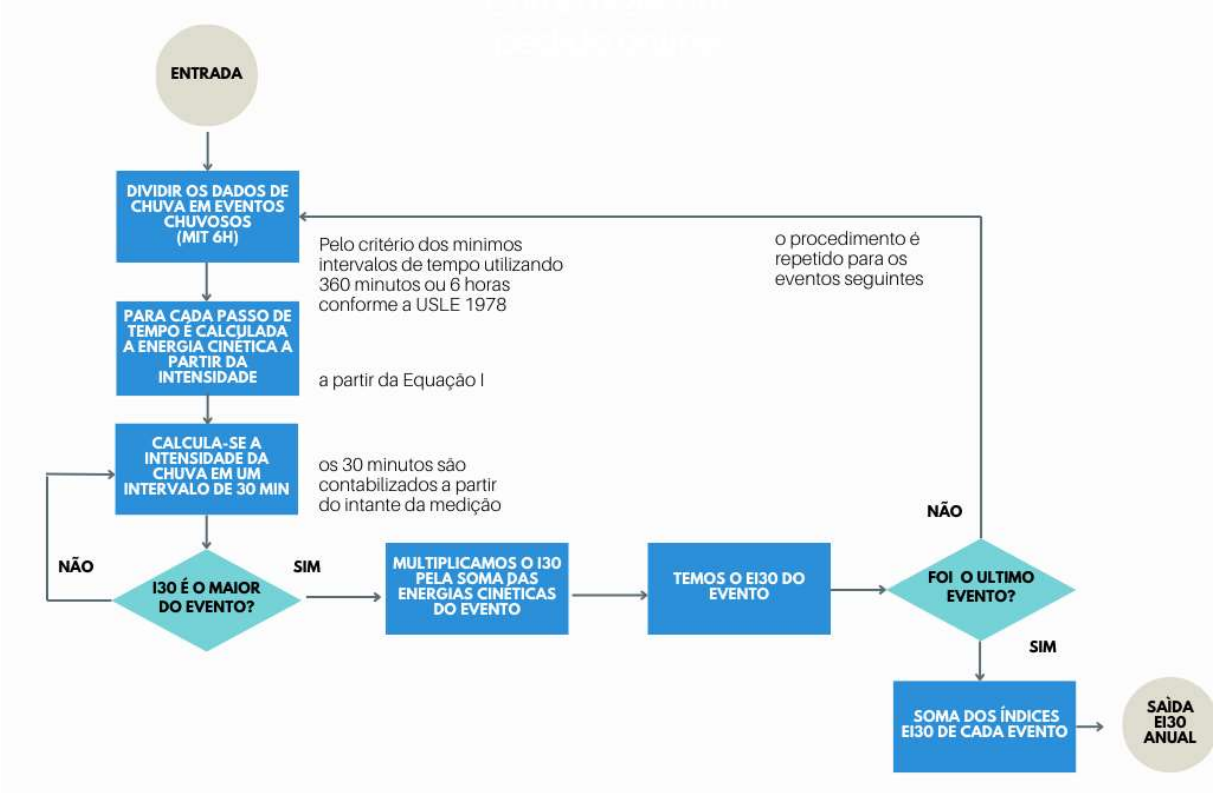
Para o cálculo da densidade de erosividade, é empregada a seguinte equação:

$$ED = \frac{EI_{30}}{P}$$

Considerando ED a densidade de erosividade de um evento (MJ /ha.h), P é a precipitação anual (mm/ano).

A metodologia aplicada para análise dos dados pode ser observada no fluxograma a seguir:

Figura 3- Fluxograma do cálculo da erosividade anual para uma estação.



Fonte: LINS, Abner S.

Os scripts desenvolvidos estão disponíveis no github juntamente com os resultados dod valores de erosividade anual.

Interpolação Krigagem Ordinária

Para a análise geoestatística por Krigagem Ordinária, uma etapa importante envolve o ajuste de um modelo teórico de semivariograma, permitindo a obtenção dos parâmetros estruturais que descrevem a variabilidade espacial dos dados. Esses parâmetros incluem o efeito pepita, a contribuição e o alcance, que são essenciais para compreender e modelar a dependência espacial das variáveis analisadas.

Neste estudo, foi adotado o modelo de semivariograma esférico, considerado adequado para dados de erosividade com base na literatura. De acordo com Neto et al. (2020), o modelo esférico apresenta o melhor desempenho na representação da estrutura espacial de dados de erosividade, justificando sua aplicação.

$$\gamma(h) = C_0 + C_1.\left[\frac{3}{2}.\left(\frac{h}{a}\right) - \frac{1}{2}.\left(\frac{h}{a}\right)^3\right]. \text{ Para a > h > 0;}$$

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \text{ .Para } h \geq a.$$

A análise da estrutura de dependência espacial dos semivariogramas ajustados foi realizada utilizando o cálculo do Grau de Dependência Espacial ou em inglês *Spacial Dependence Degree* (SDD), conforme a metodologia proposta por Cambardella et al. (1994). O SDD é calculado pela seguinte equação:

$$SDD = \left(\frac{C_1}{C_0 + C_1}\right).100$$

Levando em consideração:

- C1 é a contribuição do semivariograma, ou seja, a diferença entre o patamar e o efeito pepita.
- C0 é o efeito pepita, que representa a variância não explicada pela dependência espacial.

Com base nos valores obtidos para SDD, adota-se a seguinte classificação de dependência espacial (Cambardella et al., 1994):

- SDD < 25%: dependência espacial fraca.
- 25% ≤ SDD ≤ 75%: dependência espacial moderada.
- SDD > 75%: dependência espacial forte.

Para a interpolação na escala nacional, foi utilizado uma grade regular com resolução de 150 por 150 células, onde cada célula apresenta uma extensão aproximada de 30 km. A interpolação foi realizada separadamente para cada ano do período analisado (2014 a 2024). Em seguida, os mapas anuais em formato .tif , foram processados para calcular a média espacial dos anos avaliados.

O mapa resultante sintetiza a erosividade média do período e foi validado atravéz de uma validação cruzada com dados de estações que operaram continuamente por no mínimo XX anos. O procedimento foi realizado para os dados os valores anuais calculados de precipitação, erosividade e densidade de erosividade e foram utilizados para as análises e interpretações subsequentes.

Além disso, a metodologia adotada permitiu identificar padrões espaciais e temporais de erosividade, fornecendo uma visão abrangente sobre a variabilidade da erosividade no período estudado.

Extensão das séries – (*Gap filling*)

Para validar o mapa resultante, foi necessário utilizar um banco de dados composto por estações com operação contínua no Brasil. No entanto, nenhuma estação apresentou registros completos durante os 11 anos analisados. Para contornar esse problema, foi aplicada uma metodologia de preenchimento de séries temporais baseada na identificação de estações vizinhas sem considerar um fator multiplicador ou divisor, fundamentada na premissa de que a proximidade geográfica implica similaridade no comportamento pluviométrico.

A metodologia aplicada permitiu que as estações utilizassem dados de estações próximas para completar suas séries temporais, ampliando o número de estações com registros completos ou mais extensos. Inicialmente, o banco de dados foi dividido em dois grupos: (i) estações com menos de 5 anos de registros, classificadas como "estações doadoras", e (ii) estações com 5 ou mais anos de registros, classificadas como "estações receptoras".

Para assegurar a similaridade entre a estação doadora e a receptora, estabeleceu-se que ambas deveriam ter pelo menos um ano de dados em comum, possibilitando a comparação de suas propriedades dos eventos chuvosos. A propriedade utilizada para comparação foi a intensidade média dos eventos chuvosos, calculada para diferentes tempos de duração (MITs): 30, 60, 120, 180, 360, 720 e 1440 minutos.

A seleção da estação doadora foi baseada no menor valor da diferença absoluta média da intensidade média dos eventos entre a estação receptora e as candidatas a doadoras, dentro de um raio de 40 km. Essa abordagem possibilitou aumentar o número de estações com 8 ou mais anos completos de 207 para 659. Possibilitando assim uma base de dados mais confiável e com uma cobertura temporal maior para validar o mapa resultante.

Validação cruzada

Na etapa de validação cruzada, foi utilizado um banco de dados contendo estações com 8 ou mais anos de registros na série temporal para avaliar os mapas gerados. As métricas MAE (Erro Médio Absoluto), RMSE (Raiz do Erro Quadrático Médio) e o R^2 (Coeficiente de Determinação) foram aplicadas para quantificar a acurácia dos mapas em relação às médias observadas nas estações.

A correlação foi avaliada ao comparar os valores das médias das variáveis observadas nas estações com os valores estimados correspondentes no mapa, obtidos por interpolação para as coordenadas de cada estação. Para isso:

1. O MAE (*mean absolute error*) foi calculado como a média das diferenças absolutas entre os valores observados (Oi) e estimados (Ei), dado por:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|O_i - E_i|$$

considerando n é o número de estações.

2. O RMSE (*Root mean squared error*) mediu a magnitude média dos erros quadráticos, fornecendo maior peso a discrepâncias maiores, dado por:

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

3. O coeficiente de determinação (R^2) foi utilizado para avaliar a proporção da variância dos valores observados que é explicada pelos valores estimados, expresso como:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(O_i - E_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(O_i - \hat{O})^2}$$

Ô é a média dos valores observados.

Essas métricas permitiram identificar a precisão dos mapas interpolados e verificar a correspondência espacial entre os dados observados e os valores dos arquivos raster gerados.

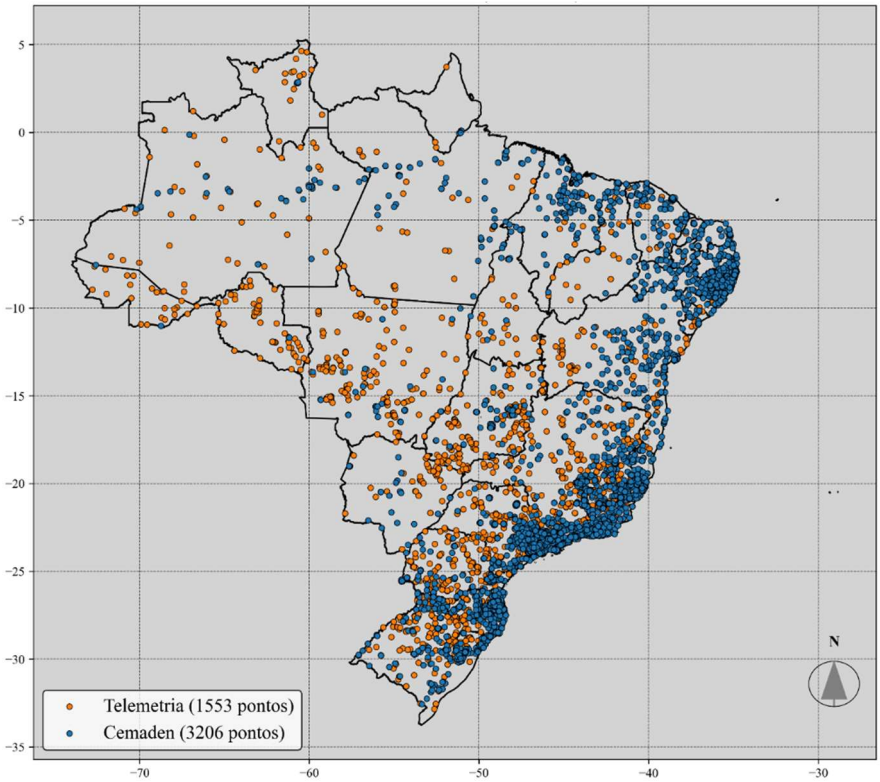
6 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Banco de dados com estações de alta qualidade (HQ)

Com os resultados da análise visual foi possível criar um banco de dados confiável com estações de alta qualidade com dados de precipitação referente ao período de 2014 a 2024. Um total de 4.759 estações foram consideradas de alta qualidade a partir dos critérios mencionados na metodologia aplicada. Sendo 3.206 estações da rede CEMADEN e 1.553 da rede Telemetria. Um total de 15.374 anos de dados sendo 11.588 da rede CEMADEN e 3.786 da rede Telemetria. Porém nenhuma estação possui a série temporal completa, ou seja, com 11 anos de dados.

Com base na metodologia aplicada, foi possível constatar que o banco de dados foi fundamental para garantir o uso de informações consistentes no estudo, evitando que dados problemáticos influenciassem nos resultados. A rede de postos de alta qualidade combinada ficou como disposta a seguir:

Figura 4- Distribuição espacial das estações das redes de monitoramento da precipitação na escala sub-horária CEMADEN e Telemetria (2014-2024)



Fonte: LINS, Abner S.

A análise da cobertura espacial das redes de pluviógrafos indica que a integração das redes do CEMADEN e da Telemetria são complementares. O CEMADEN apresenta maior densidade de estações ao longo da costa litorânea, enquanto a rede Telemetria supre lacunas de cobertura ao abranger de forma significativa as regiões Norte e Centro-Oeste do Brasil.

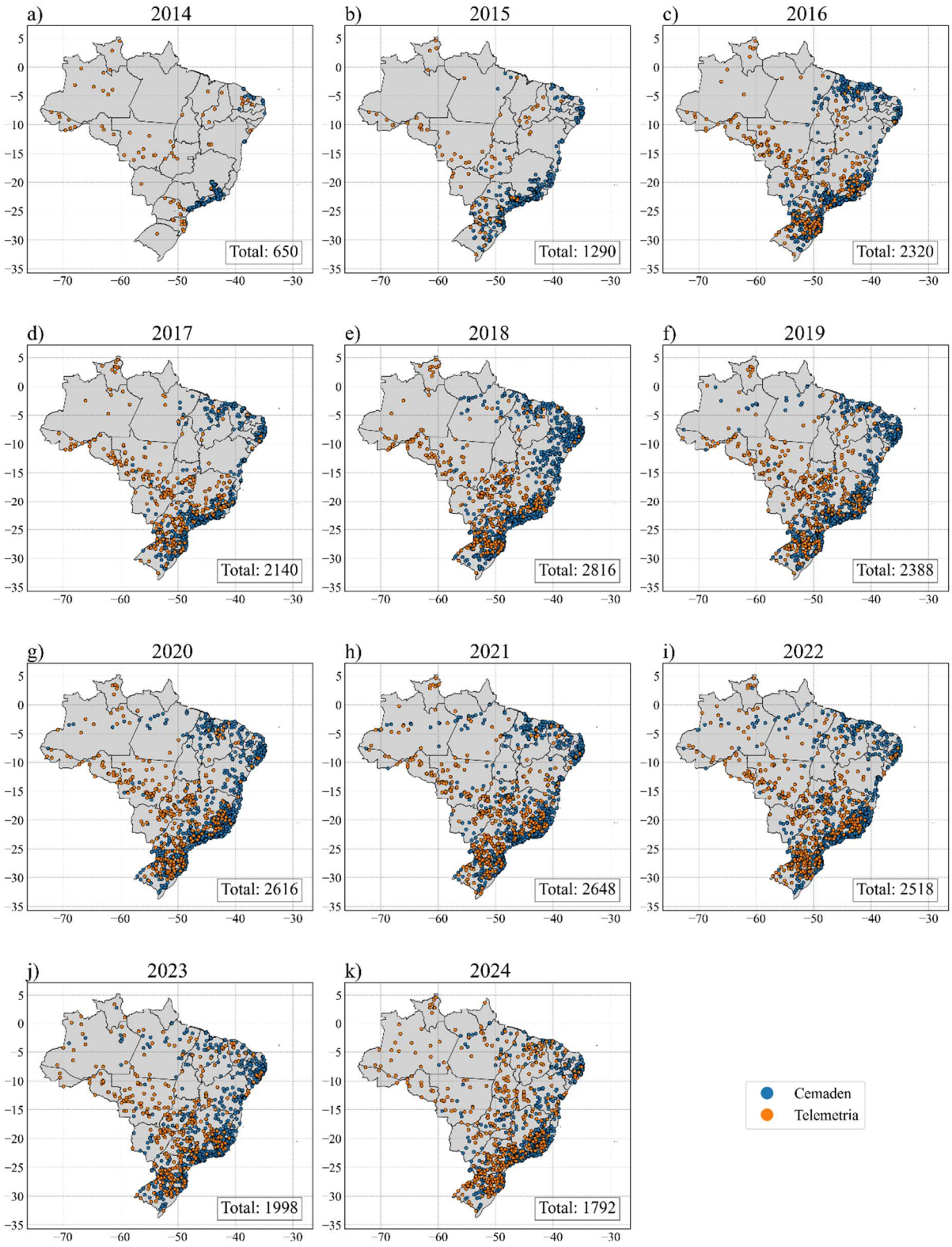
Ao considerar o período de 2014 a 2024, observa-se que muitas estações não operaram de forma ininterrupta. Dados faltantes ou inconsistentes levaram à exclusão de estações ou registros, resultando na ausência de séries temporais completas de 11 anos para qualquer estação da rede combinada.

Tabela 1- Disposição das estações do CEMADEN em respeito à quantidade de anos na sua série temporal.

Número de anos na série temporal	**Quantidade de estações CEMADEN**	**Quantidade de estações Telemetria**
1	734	588
2	522	360
3	461	259
4	423	157
5	364	104
6	291	56
7	218	15
8	116	14
9	55	0
10	22	0
11	0	0

Fonte: LINS, Abner S.

Figura 5- Análise da Cobertura Espacial das Redes CEMADEN e Telemetria (2014 - 2024)

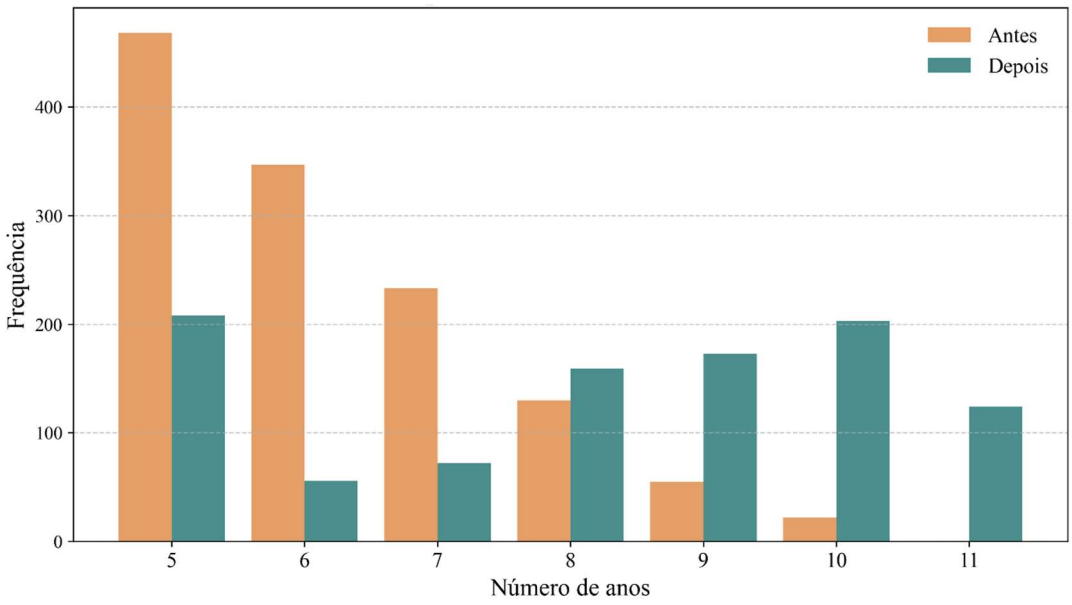


Fonte: LINS, Abner S.

É notória a melhoria da cobertura espacial das redes ao longo dos 11 anos de operação, resultado do aumento gradual do número de estações instaladas. As redes se estabilizam em 2016 e apresentam quedas desde 2022. Apesar de existir uma distribuição ampla das estações pelo território nacional, apenas uma pequena parcela dessas estações operou de forma contínua, o que compromete a consistência temporal dos dados coletados. As estações frequentemente são substituídas ou desativadas e reativadas em diferentes períodos, o que dificulta a manutenção de séries históricas consistentes.

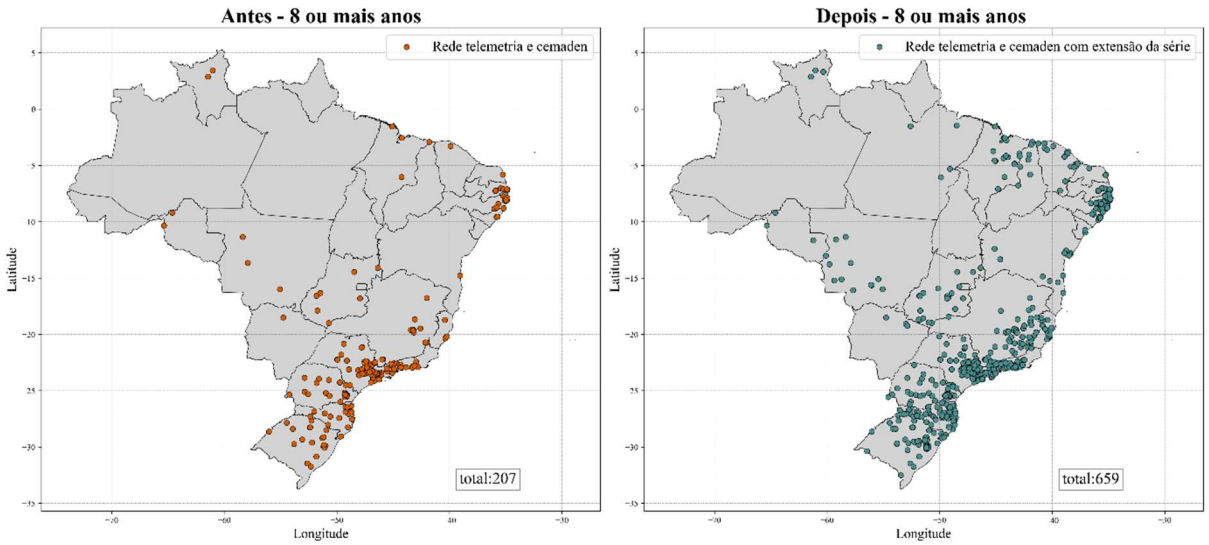
Com relação à aplicação do método para preenchimento das séries temporais utilizando vizinhas semelhantes, foi possível obter um aumento significativo na quantidade de estações com séries extensas. A quantidade de estações com 8 ou mais anos aumentaram de 207 para 659.

Figura 6- Quantidade de estações antes e depois da extensão dos dados.



Fonte: LINS, Abner, S.

Figura 7- Estações com 8 ou mais anos de dados na série temporal a) antes da aplicação do método b) depois da aplicação do método.



Fonte: LINS, Abner S.

Erosividade da chuva

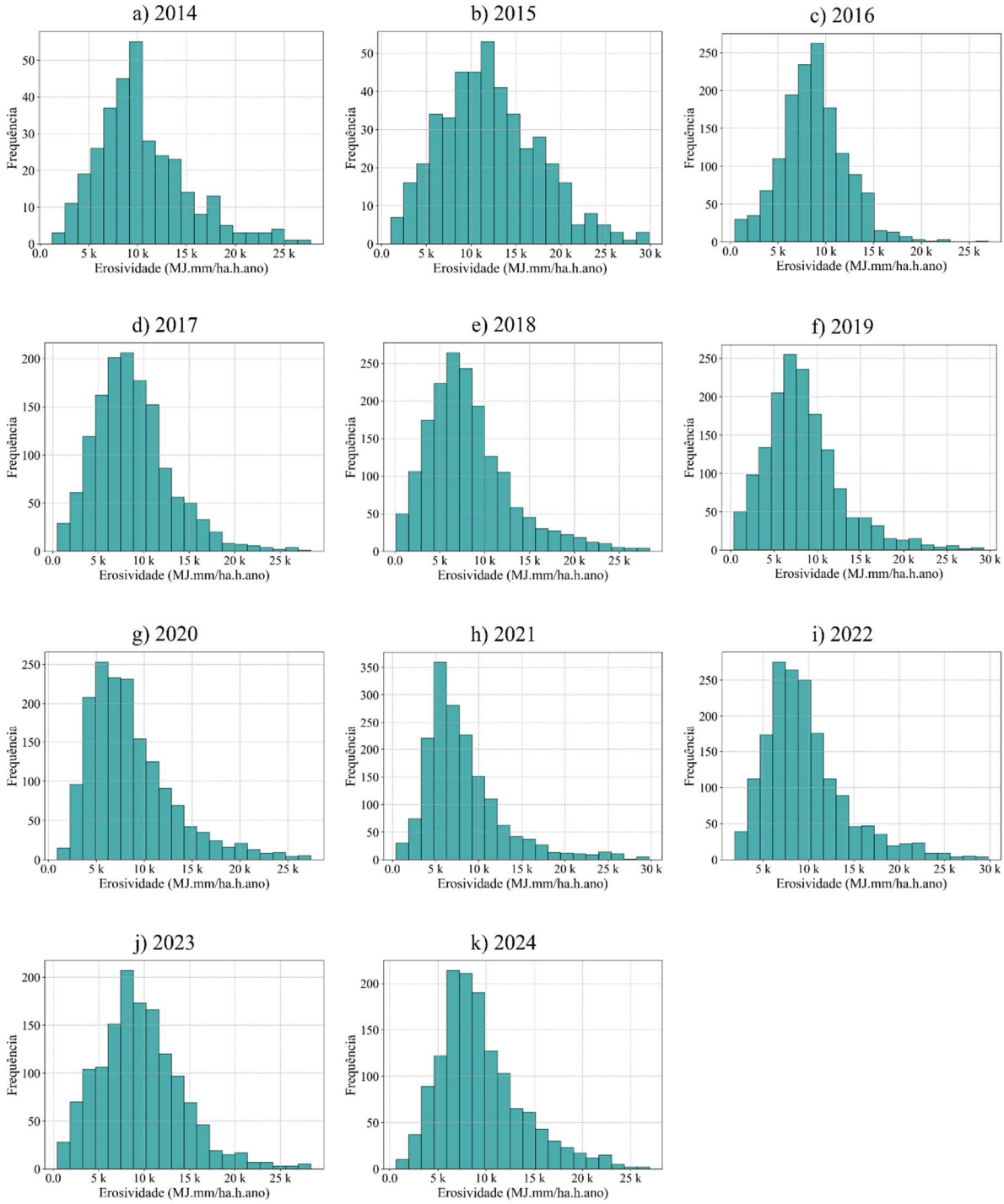
Foi desenvolvido um script em Phyton para aplicação do método de Wischmeier e Smith (1978) validado utilizando a *Rainfall Intensity Summarization Tool* (RIST), (USDA). Os valores de erosividade anual, precipitação anual e densidade de erosividade foram calculados e organizados em arquivos no formato HDF. Esses arquivos foram estruturados por estado e ano. Os dados gerados estão armazenados na nuvem e serão disponibilizados juntamente com os scripts desenvolvidos em Python para replicação e consulta.

Além disso, essa primeira etapa incluiu a aquisição e organização das planilhas de dados brutos, fundamentais para a extração e o processamento das informações. A próxima fase do trabalho será dedicada à interpolação dos dados geoespaciais, bem como à geração de mapas e imagens que representem os resultados obtidos.

Classificação da Erosividade Anual (Fator R)

Os histogramas apresentados indicam que os valores de erosividade seguem uma distribuição aproximadamente normal, com uma leve assimetria à esquerda. Além disso, observam-se alguns eventos pontuais de erosividade extremamente alta, superiores a 30.000 MJ mm ha^{-1} h^{-1}. Esses resultados foram obtidos a partir da análise de dados de estações pluviográficas.

Figura 8- Histogramas dos valores obtidos para erosividade anual.



Fonte: LINS, Abner S.

A tabela a seguir apresenta a classificação dos níveis de erosividade das chuvas anuais (em MJ·mm·ha^{-1}·h^{-1}·ano^{-1}), de acordo com os intervalos definidos. Também estão indicadas as porcentagens dos dados observados em cada faixa de erosividade determinadas pela classificação de Carvalho (2008), com destaque para o período entre 2014 e 2024.

Tabela 2- Classificação quanto a erosividade Carvalho (2008)

Erosividade (R) (MJ.mm/ha.h.ano)	Nível de Erosividade	Percentual Observado (%)	Número de Estações-ano (2014–2024)
R ≤ 2452	Erosividade Fraca	3,0%	473
2452 < R ≤ 4905	Erosividade Média	12,3%	1.918
4905 < R ≤ 7357	Erosividade Média-Forte	22,9%	3.563
7357 < R ≤ 9810	Erosividade Forte	23,7%	3.692
9810 < R	Erosividade Muito Forte	38,1%	5.938

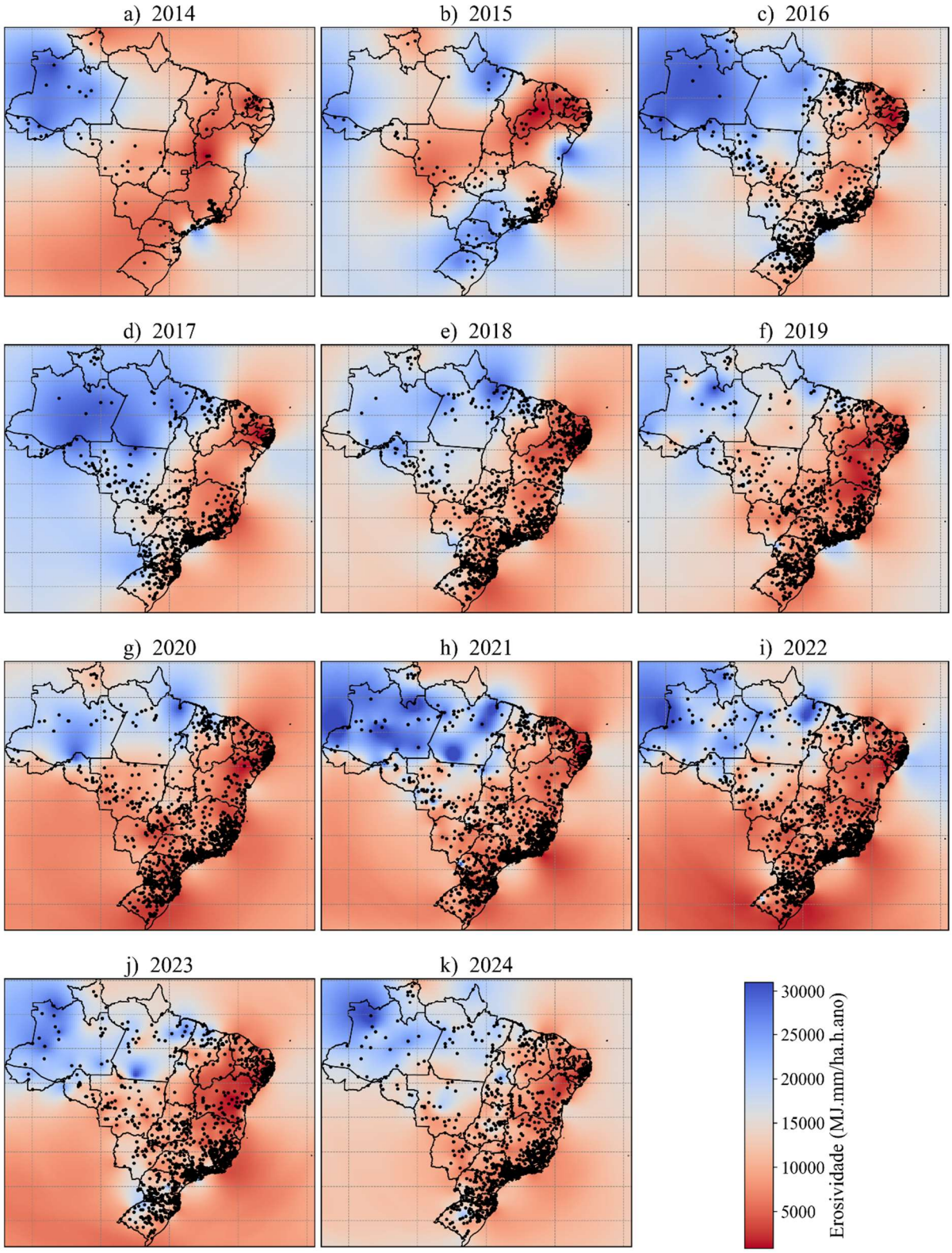
Fonte: LINS, Abner S.

Interpolação por Krigagem Ordinária

A interpolação dos dados foi realizada utilizando a técnica de Krigagem ordinária, garantindo uma estimativa espacial robusta e estatisticamente fundamentada. Os resultados dos mapas de erosividade indicaram valores máximos de 38.000 $MJ \cdot mm \cdot ha^{-1} \cdot h^{-1} \cdot ano^{-1}$ em 2021 Amazonas, enquanto os valores mínimos observados foram de 420 $MJ \cdot mm \cdot ha^{-1} \cdot h^{-1} \cdot ano^{-1}$ em 2022 em Pernambuco.

Esses valores refletem a variação espacial da erosividade da chuva ao longo da área estudada, servindo como base para análises posteriores, como a avaliação de padrões regionais e sazonais e sua relação com fatores climáticos.

Figura 9- Mapas de erosividade anual (Interpolação Kriging Ordinário).



Fonte: LINS, Abner S.

Os resultados da interpolação indicam que regiões específicas, como o norte do Brasil, apresentam consistentemente altos níveis de erosividade anual. Além disso, os litorais do Sudeste e da Bahia também registraram valores elevados nos anos de 2014 e 2015 nos quais valores próximos a 30.000 MJ mm ha^{-1} h^{-1} ano^{-1} representaram os índices mais elevados do país.

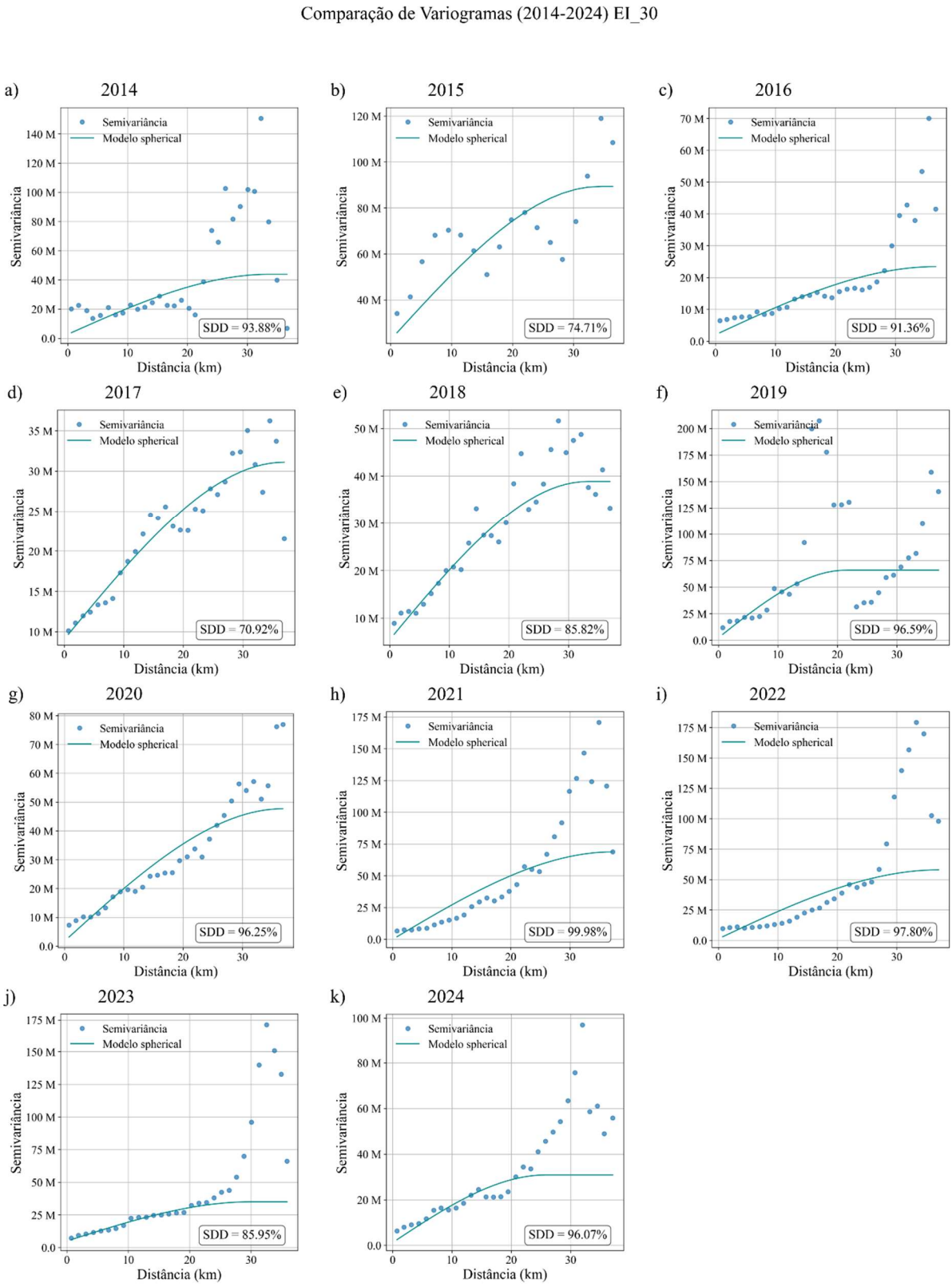
Embora essa condição não seja característica dessas regiões, os resultados são confirmados por estudos anteriores, como Teixeira (2022), que identificou altos valores de erosividade ao utilizar dados de estações pluviométricas e séries sintéticas. A principal diferença em relação ao presente estudo está na metodologia aplicada: enquanto Teixeira (2022) combinou dados observacionais com séries sintéticas, a abordagem adotada neste estudo baseou-se exclusivamente em dados sub-horários, o que possibilitou um refinamento nos cálculos da erosividade.

Os ajustes dos semivariogramas foram realizados para garantir interpolações precisas, resultando em modelos bem ajustados aos dados observados O *Spatial Distance Degree* (SDD) mede a distribuição espacial das amostras, avaliando se os pontos estão bem distribuídos ou concentrados em determinadas regiões. Quanto mais homogênea for essa distribuição, melhor será o ajuste do modelo geoestatístico, pois o semivariograma conseguirá capturar de forma mais precisa a estrutura espacial da variável analisada.

Um semivariograma bem ajustado deve apresentar um efeito nugget reduzido, sugerindo baixa variabilidade não explicada e um alcance que reflita adequadamente a estrutura espacial da erosividade. É previsto também que a dependência espacial se estabilize com o aumento da distância.

Um SDD adequado indica que os dados possuem uma boa representatividade espacial, resultando em interpolações mais confiáveis e modelos melhor ajustados.

Figura 10- Comparação dos semivariogramas anuais (Interpolação Kriging Ordinário).



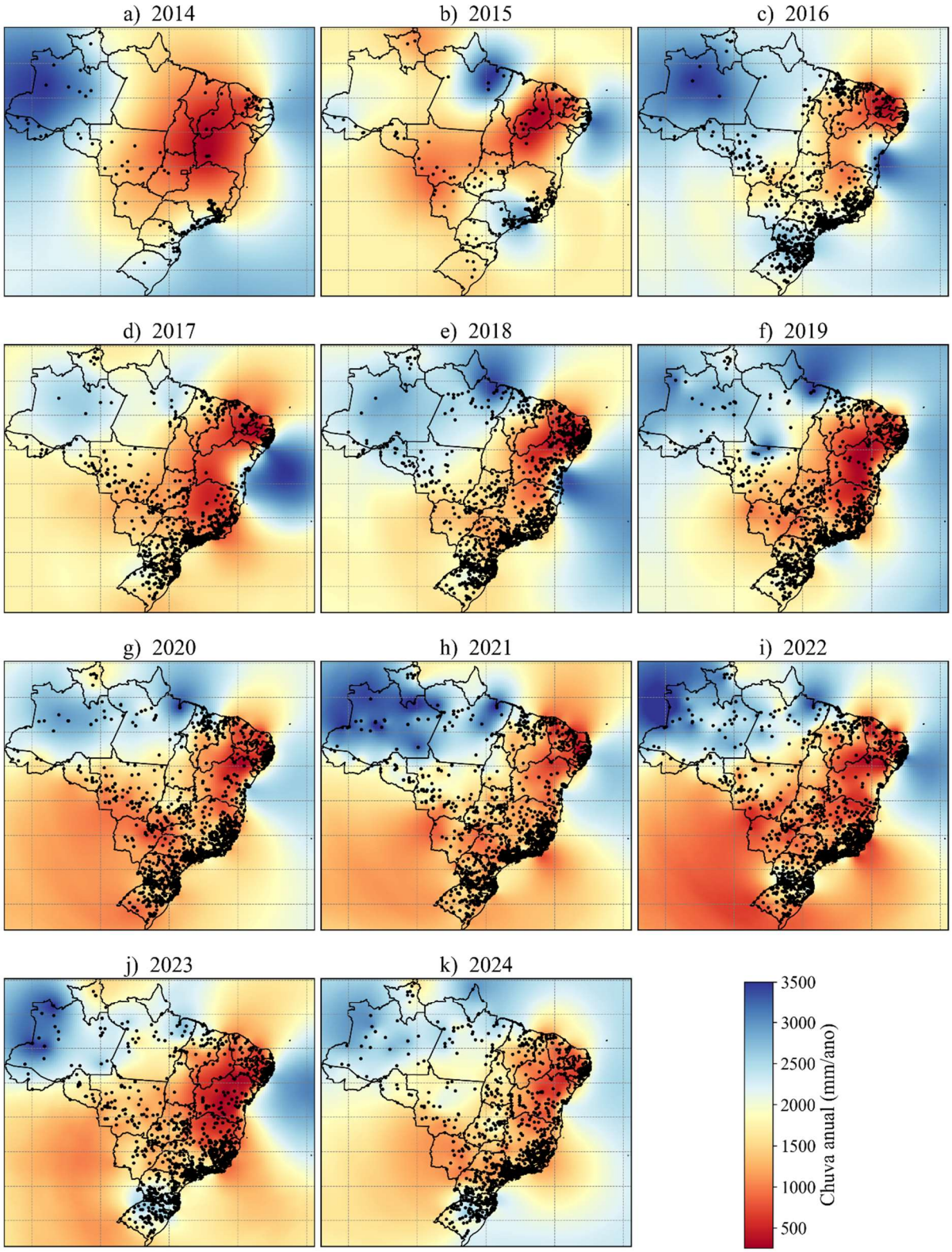
Fonte: LINS, Abner S.

Como esperado, a semivariância aumentou com a distância entre os pontos, indicando maior dispersão dos valores e menor dependência espacial à medida que a distância cresce. Esse comportamento reflete a transição da variabilidade local para padrões mais regionalizados, sendo fundamental para definir o alcance do modelo geoestatístico.

Os ajustes foram satisfatórios e todos os valores do SDD foram classificados por dependência espacial forte seguindo a classificação de Cambardella et al. (1994) exceto nos anos de 2015 e 2017 nos quais a classificação foi de dependência espacial moderada. Entre os anos analisados, o melhor ajuste foi obtido em 2022 , apresentando maior coerência na estrutura espacial da erosividade da chuva.

O procedimento de interpolação foi repetido para os valores de precipitação anual e densidade de erosividade a fim de garantir uma análise mais completa dos padrões espaciais de precipitação e sua relação com a erosividade. A geração desses mapas permitiu observar não apenas a distribuição espacial da erosividade, mas também como os volumes de chuva anual influenciam a intensidade do impacto erosivo em diferentes regiões. Essa abordagem possibilita uma visão integrada entre a quantidade de precipitação e seu potencial erosivo.

Figura 11- Mapas de chuva anual (Interpolação Kriging Ordinário).

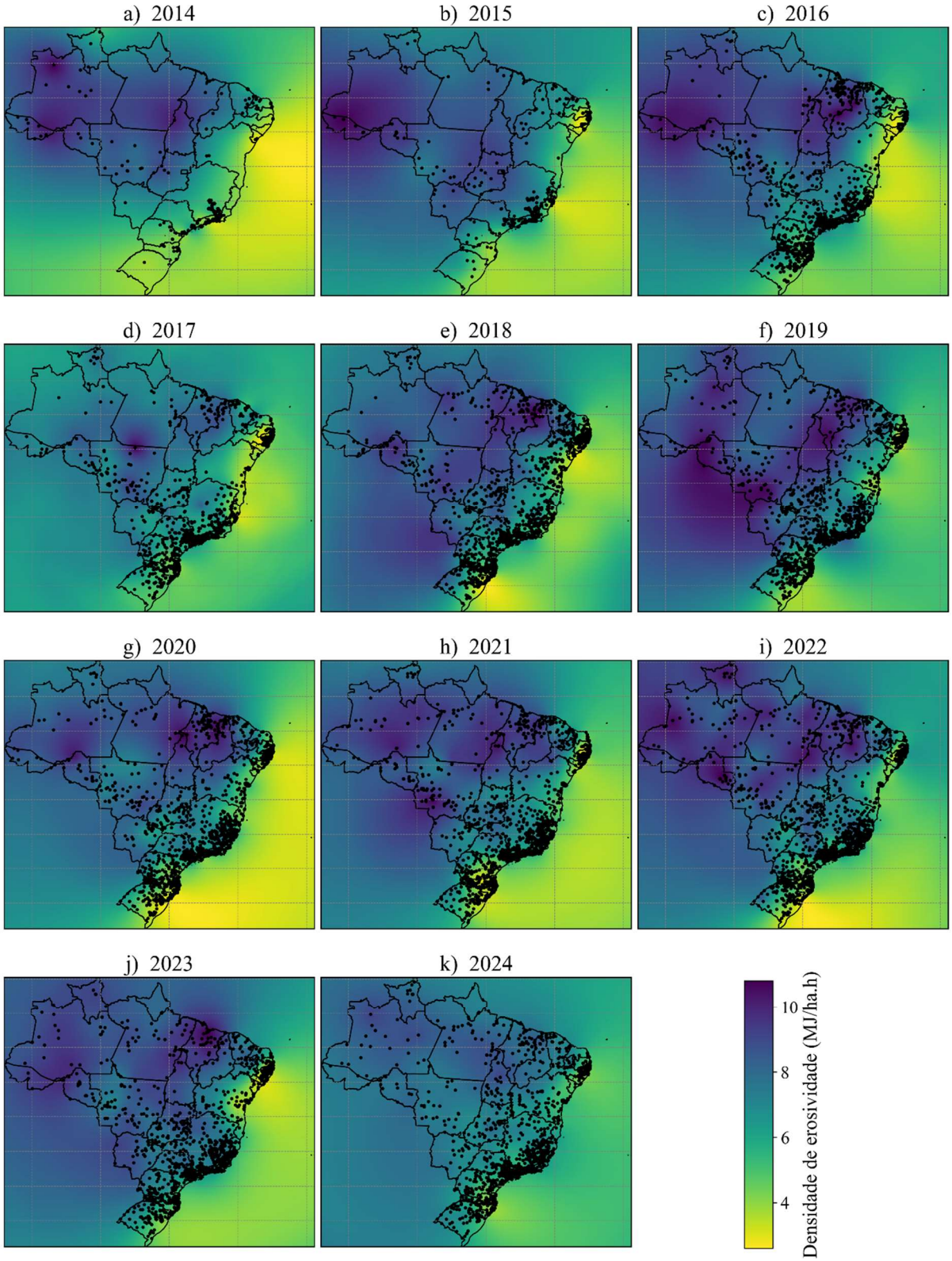


Fonte: LINS, Abner S.

A análise dos mapas de precipitação anual revela uma correlação evidente entre precipitação e erosividade. Os anos mais chuvosos, como 2014, 2016, 2021 e 2022, coincidem com os maiores valores de erosividade anual. Além disso, observa-se que as regiões com os

valores mais elevados de erosividade são as mesmas onde a precipitação é mais intensa, destacando-se o Norte do país, o litoral do Nordeste e do Sudeste.

Figura 12- Mapas de Densidade de erosividade (Interpolação Kriging Ordinário).



Fonte: LINS, Abner S.

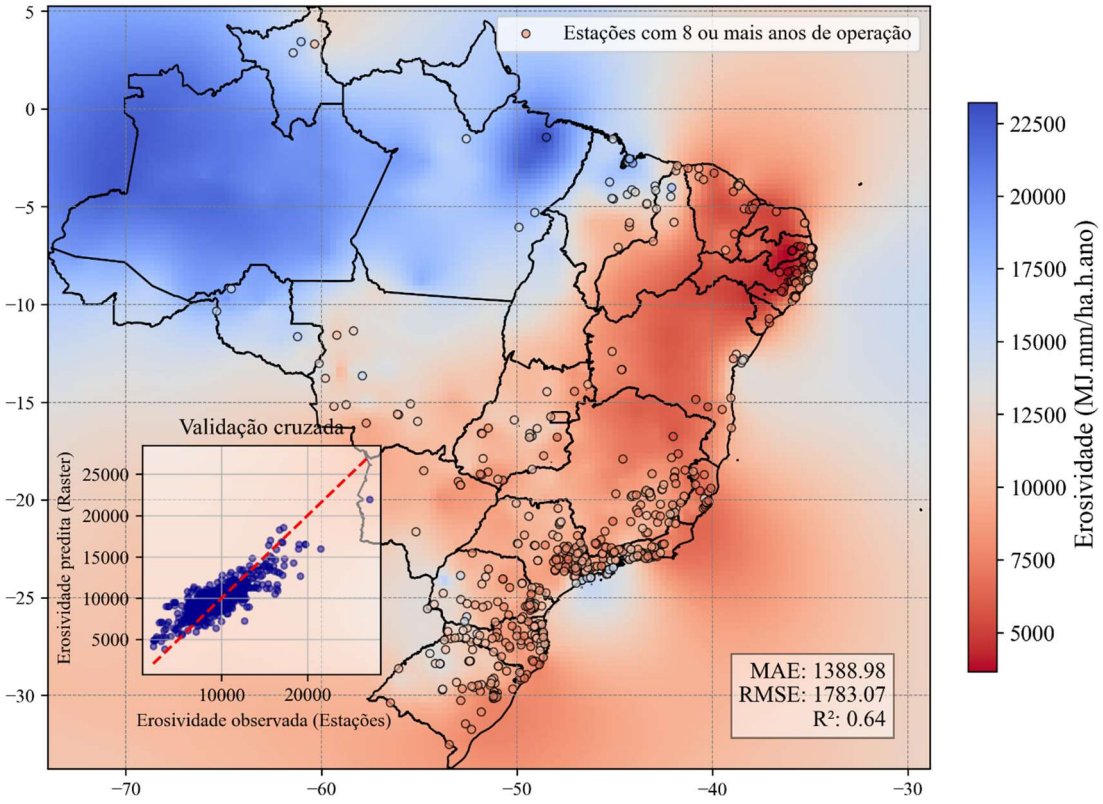
A densidade de erosividade é definida como a razão entre a erosividade e a precipitação anual, representando a eficiência erosiva da chuva. Esse parâmetro indica o quanto a precipitação é efetivamente convertida em potencial erosivo. Assim, valores mais altos de densidade de erosividade significam que, para uma mesma quantidade de chuva, há um maior impacto potencial na degradação do solo.

A distribuição mais homogênea da densidade de erosividade no território nacional sugere que, independentemente da quantidade total de chuva recebida, o potencial erosivo da precipitação se mantém relativamente constante. No entanto, os menores valores observados no litoral indicam que, nessas regiões, a chuva tende a ser menos erosiva em relação ao seu volume total, possivelmente devido a características como menores valores de intensidade das precipitações ou padrões de distribuição ao longo do ano.

Mapas finais e validação cruzada

A validação cruzada, realizada com estações que possuem pelo menos oito anos de dados, resultou em um coeficiente de determinação (R^2) de 0,64 e um erro absoluto médio de 1.388 MJ mm ha^{-1} h^{-1} ano^{-1}. Com um erro absoluto médio inferior a 10% da média, garantindo uma boa confiabilidade na interpolação dos dados.

Figura 13- Mapa de erosividade anual média (Com resultados da validação cruzada)



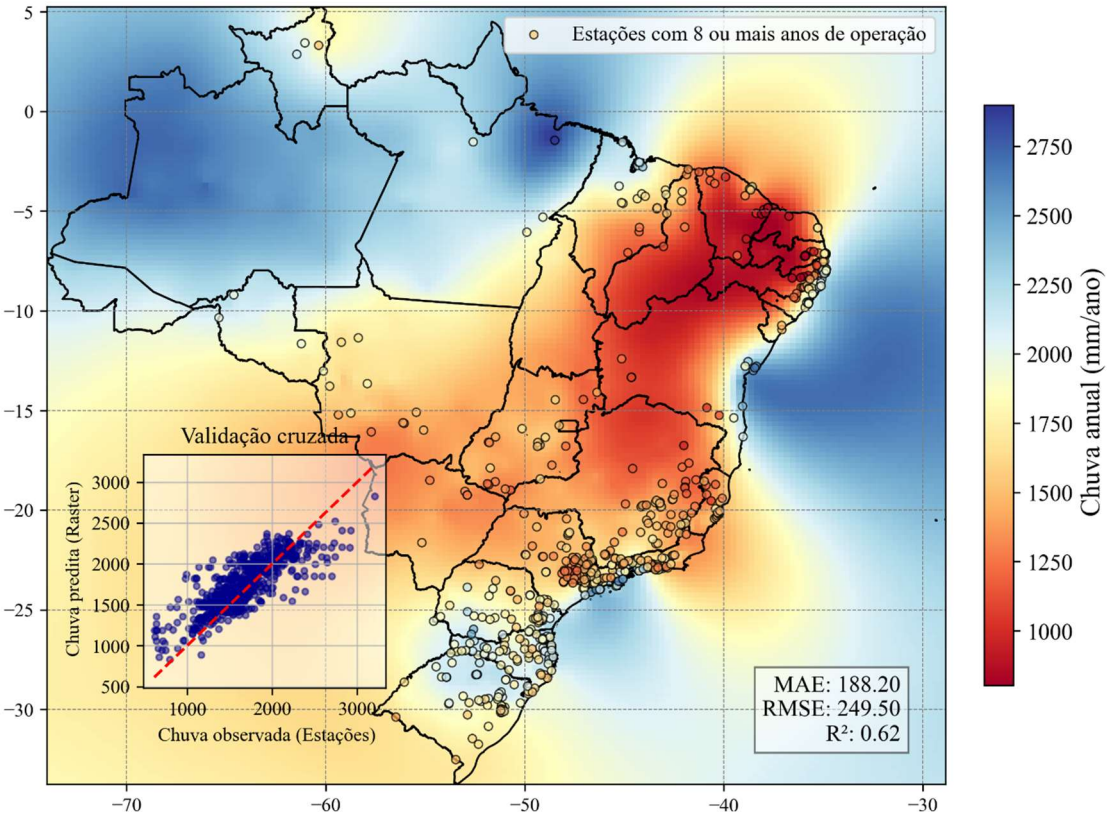
Fonte: LINS, Abner S.

O mapa de erosividade anual média apresentou valores máximos de 22.500 MJ mm ha^{-1} h^{-1} ano^{-1} e mínimos de 2.500 MJ mm ha^{-1} h^{-1} ano^{-1}, em concordância com os resultados obtidos por Teixeira (2022), cujos valores anuais variaram entre 252 e 23.916 MJ mm ha^{-1} h^{-1} ano^{-1}. As maiores magnitudes de erosividade foram identificadas na região Norte, enquanto a região Nordeste registrou os menores valores. A respeito das classificações, considerando todos os pixels no território nacional foi formulada a seguinte tabela de acordo com a classificação de Carvalho (2008).

Tabela 3- Classificação do mapa de erosividade (Carvalho ,2008)

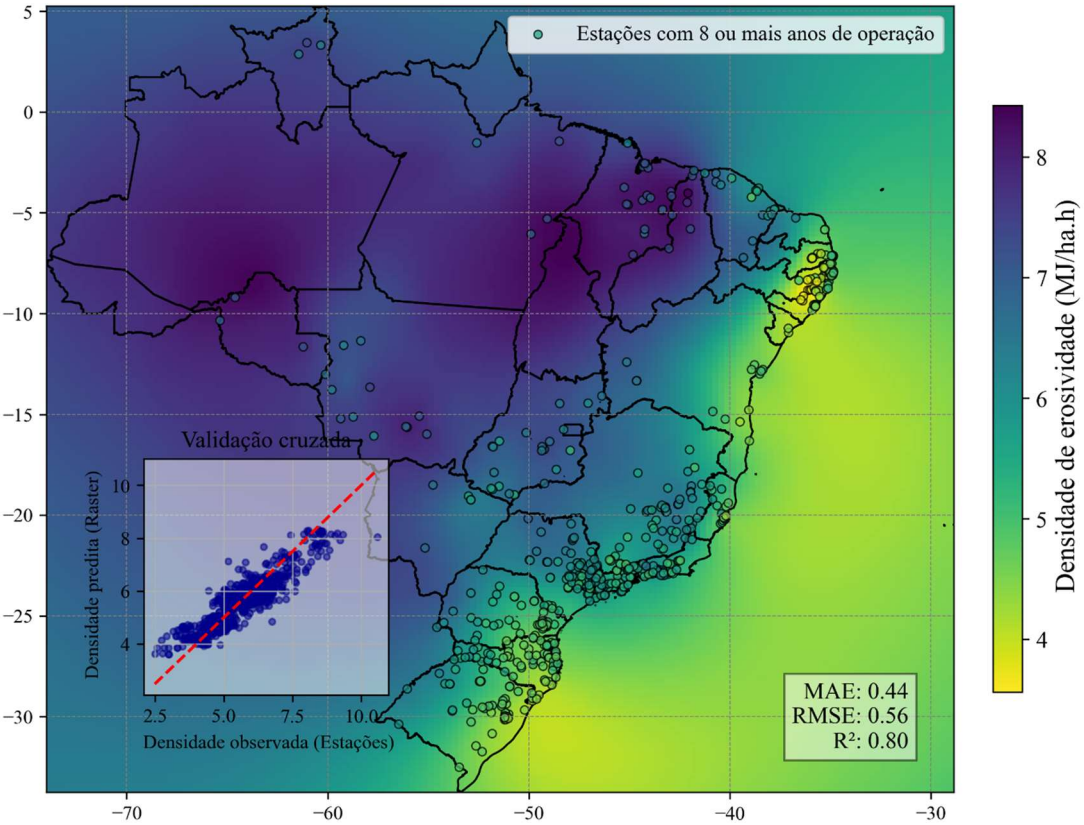
Erosividade (R)	**Nível de Erosividade previsto**	**Percentual de área (%)**
R ≤ 2452	Erosividade Fraca	0.0%
2452 < R ≤ 4905	Erosividade Média	7.2%
4905 < R ≤ 7357	Erosividade Média-Forte	12.4%
7357 < R ≤ 9810	Erosividade Forte	16.6%
9810 < R	Erosividade Muito Forte	63.8%

Figura 14- Mapa da chuva anual média (Com resultados da validação cruzada)



Fonte: LINS, Abner S.

Figura 15- Mapa de densidade de erosividade (Com resultados da validação cruzada)



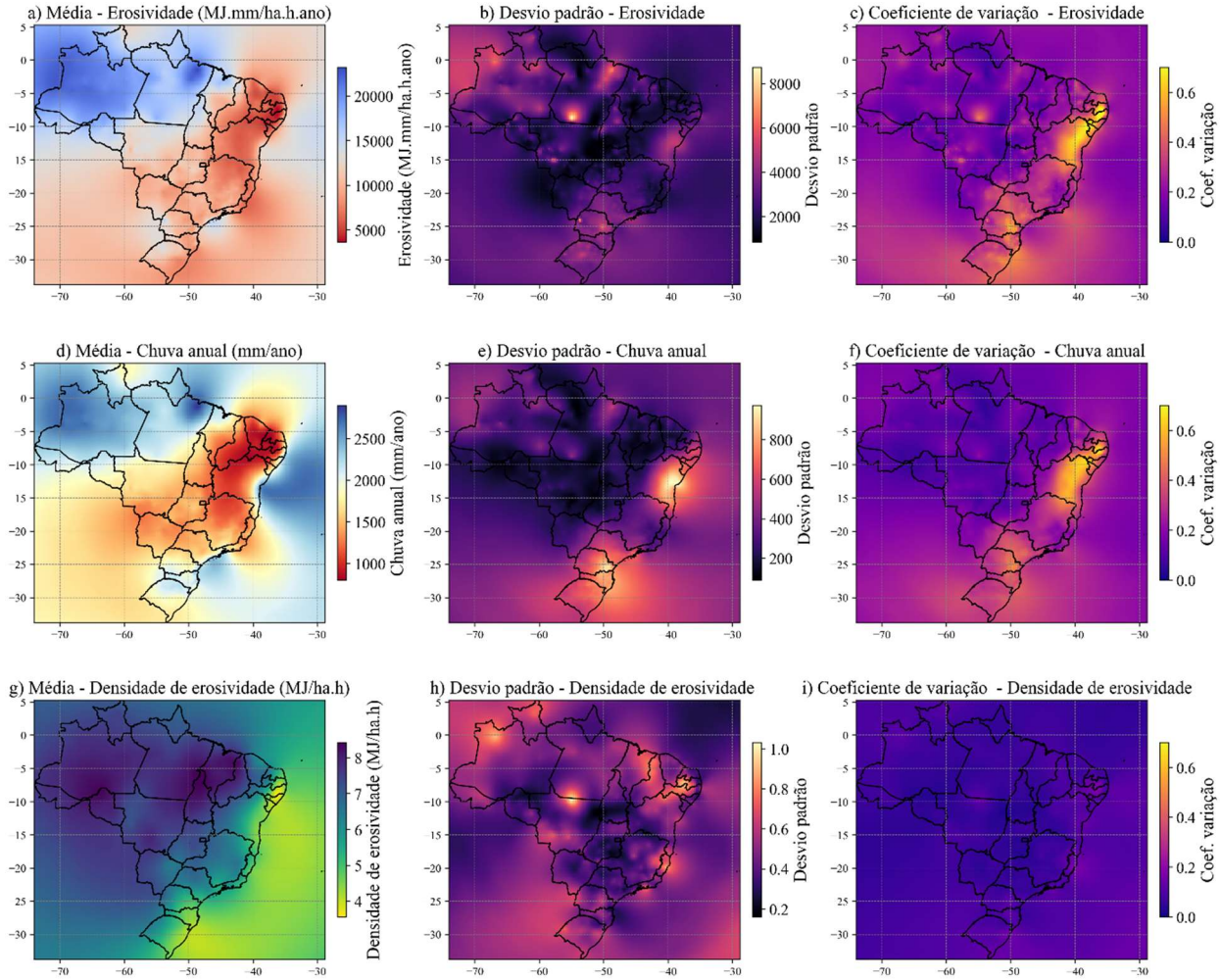
Fonte: LINS, Abner S.

O mapa de densidade de erosividade apresenta o maior coeficiente de correspondência, 0,8, e os menores erros percentuais, evidenciando um bom ajuste da modelagem. Além disso, observa-se que as regiões litorâneas apresentam densidade de erosividade mais baixa, o que indica que, para essas áreas, uma mesma quantidade de chuva provoca menos erosão em comparação com regiões localizadas no norte do país, por exemplo.

Os mapas finais foram elaborados a partir da média aritmética dos 11 mapas anuais, permitindo a geração dos mapas de desvio padrão e coeficiente de variação (CV). O mapa de desvio padrão possibilita a identificação das regiões onde ocorreram as maiores variações ao longo dos anos, enquanto os mapas de coeficiente de variação fornecem uma medida estatística da dispersão dos dados em relação à média.

O coeficiente de variação é uma métrica adimensional, o que permite a comparação entre diferentes grandezas analisadas, independentemente das suas unidades. Dessa forma, os mapas de CV são úteis para identificar regiões com maior instabilidade nas variáveis estudadas, destacando áreas onde a erosividade e a precipitação apresentaram variações mais expressivas ao longo dos 11 anos.

Figura 16- Mapas do desvio padrão e do coeficiente de variação



Fonte: LINS, Abner S.

A partir dos mapas de desvio padrão (mapas *b, e* e *h*), é possível identificar os pontos onde houve maior variação ao longo dos 11 anos de estudo. A densidade de erosividade apresenta valores mais elevados de desvio padrão nas regiões do Centro-Oeste, enquanto a erosividade e a chuva anual indicam que o litoral da Bahia e o Sul do país têm os maiores valores de erosividade.

Nos mapas de coeficiente de variação (CV) (mapas *c, f* e *i*) é possível observar que a densidade de erosividade apresenta os menores valores. Isso ocorre porque, a densidade de erosividade remove a dependência da chuva, por isso ela tende a ser mais constante ao longo dos anos mesmo que a chuva não seja. Por outro lado, a chuva anual e a erosividade apresentam valores mais altos de coeficiente de variação nas regiões do leste do Nordeste e no Sul do país, Isso sugere que esses locais têm uma maior variabilidade nas condições climáticas e na erosividade, o que pode refletir eventos climáticos extremos durante o período analisado.

Limitações e estudos futuros

Dentre as limitações identificadas, destacam-se a presença de outliers nos dados, os quais podem indicar falhas remanescentes nas estações de monitoramento após o processo inicial de controle de qualidade. A presença desses valores atípicos pode afetar a precisão da modelagem e, consequentemente, dos resultados obtidos. Além disso, a cobertura espacial ainda não é homogênea, especialmente nos anos de 2014 e 2015, o que limita a representatividade de algumas regiões e pode introduzir incertezas nos resultados para esses períodos. Outro aspecto relevante é que, para gerar uma interpolação de qualidade, é fundamental que os pontos amostrados estejam distribuídos de maneira representativa, inclusive fora da região de interesse. No entanto, neste estudo, essa condição não foi atendida, o que pode ter influenciado a qualidade da interpolação e a capacidade de generalização dos resultados.

Para estudos futuros, pretende-se calcular a erosividade utilizando a equação da energia cinética apresentada pelo modelo RUSLE 2, além de realizar análises sazonais da erosividade para identificar padrões específicos ao longo do ano. Também está prevista a expansão da base de dados, incorporando informações do INMET e do ICEA (rede de monitoramento dos aeroportos), com o objetivo de aprimorar a cobertura espacial e fornecer uma análise mais robusta e detalhada da erosividade nas diferentes regiões do país. Pretende-se também realizar a desagregação das chuvas horárias em sub-horárias, para cálculo da erosividade. Uma metodologia pode ser testada com os dados do CEMADEN e ANA, para aplicação com os dados das redes do INMET e ICEA, que são horárias.

8 CONCLUSÃO

Os resultados demonstraram consistência com valores observados na literatura, evidenciando padrões espaciais de erosividade mais intensos na região Norte e menores no semiárido. Além disso, os litorais baiano e paulista apresentaram altos índices de erosividade.

A krigagem ordinária mostrou-se um método eficiente de interpolação, resultando em baixos erros. A análise dos mapas revelou um bom ajuste, com grau de dependência espacial variando entre 70% e 100%. O mapa final de erosividade apresentou um coeficiente de determinação (R^2) de 0,64 e um erro absoluto médio de 1.388 MJ mm ha^{-1} h^{-1} ano^{-1}, inferior a 10% da média observada.

Este estudo é relevante por ser o primeiro a calcular a erosividade da chuva utilizando exclusivamente dados observados com resolução sub-horária, abrangendo um período de 11 anos e cobrindo todo o território brasileiro. Além de fornecer uma base sólida para pesquisas futuras, o produto gerado pode ser aplicado em modelagens hidrológicas, estudos de conservação do solo e planejamento agrícola, auxiliando na identificação de áreas de maior risco e na formulação de estratégias para mitigar os impactos da erosão hídrica.

Os dados consolidados e o script desenvolvido para o cálculo da erosividade serão disponibilizados publicamente por meio de repositórios abertos no GitHub pelo link https://github.com/abnerlins/Erosivity-for-Brasil.git, garantindo transparência e reprodutibilidade. Dessa forma, o estudo contribui não apenas para o avanço científico, mas também para aplicações práticas, permitindo que pesquisadores e profissionais utilizem as informações geradas em novos estudos e trabalhos técnicos voltados à gestão ambiental e agrícola.

9 REFERÊNCIAS

AUGUSTO, L. et al. Spatio-temporal variability of erosivity in Mato Grosso, Brazil. Ambiente e Agua - An Interdisciplinary **Journal of Applied Science**, v. 13, n. 6, p. 1–1, 6 nov. 2018.

ÁLVARO JOSÉ BACK; JANAINA VERONEZI ALBERTON; POLETO, C. Erosivity Index and Characteristics of Erosive Rainfall from the Far Western Region of Santa Catarina, Brasil. **Journal of Environmental Engineering**, v. 144, n. 7, 1 jul. 2018.

AQUINO, R. F. et al. Spatial variability of the rainfall erosivity in southern region of Minas Gerais state, Brazil. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 36, n. 5, p. 533–542, 1 out. 2012.

ARAÚJO, M. L. S. de et al. Spatiotemporal dynamics of soybean crop in the Matopiba region, Brazil (1990–2015). **Land Use Policy**, v. 80, p. 57–67, jan. 2019.

BAI, Q.; WANG, L.; YANGZONG CIDAN. Spatial and Temporal Variability of Rainfall Erosivity in the Niyang River Basin. **Atmosphere**, v. 15, n. 9, p. 1032–1032, 26 ago. 2024.

BERTONI, J., LOMBARDI NETO, F. Conservação do solo Ícone. São Paulo: **Editora Brasil**, 1990, 355p.

BORRELLI, P. et al. Soil erosion modelling: A global review and statistical analysis. **Science of The Total Environment**, v. 780, n. 146494, p. 146494, ago. 2021.

BORRELLI, P.; DIODATO, N.; PANAGOS, P. Rainfall erosivity in Italy: a national scale spatio-temporal assessment. **International Journal of Digital Earth**, v. 9, n. 9, p. 835–850, 29 fev. 2016.

CHEN, F.; LI, X. Evaluation of IMERG and TRMM 3B43 Monthly Precipitation Products over Mainland China. **Remote Sensing**, v. 8, n. 6, p. 472, 2 jun. 2016.

CAMBARDELLA, C. A. et al. Field-scale variability of soil properties in Central lowa Soils. Soil **Science Society of America Journal**, Madison, v.58, p.1501-1511, 1994.

D. C. FLANAGAN; G. R. FOSTER; W. C. MOLDENHAUER. Storm Pattern Effect on Infiltration, Runoff, and Erosion. **Transactions of the ASAE**, v. 31, n. 2, p. 0414–0420, 1988.

DIAS, L. C. P. et al. Patterns of land use, extensification, and intensification of Brazilian agriculture. **Global Change Biology**, v. 22, n. 8, p. 2887–2903, 12 maio 2016.

DUNKERLEY, D. Identifying individual rain events from pluviograph records: a review with analysis of data from an Australian dryland site. **Hydrological Processes**, v. 22, n. 26, p. 5024–5036, 30 dez. 2008.

EDSON et al. Estimativa e Espacialização da Erosividade em Mesorregiões Climáticas no Estado de Alagoas. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 35, n. spe, p. 769–783, 1 dez. 2020.

EEKHOUT, J. P. C.; DE VENTE, J. Global impact of climate change on soil erosion and potential for adaptation through soil conservation. **Earth-Science Reviews**, v. 226, p. 103921, 1 mar. 2022.

FIENER, P.; NEUHAUS, P.; BOTSCHEK, J. Long-term trends in rainfall erosivity–analysis of high resolution precipitation time series (1937–2007) from Western Germany. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 171-172, p. 115–123, abr. 2013.

FREITAS, E. et al. The performance of the IMERG satellite-based product in identifying sub-daily rainfall events and their properties. **Journal of Hydrology**, v. 589, 5 jun. 2020

GADELHA, A. N.; COELHO, V. H. R.; XAVIER, A. C.; BARBOSA, L. R.; MELO, D. C. D.; XUAN, Y.; HUFFMAN, G. J.; PETERSEN, W. A.; ALMEIDA, C. N. (2019). Grid box-level evaluation of IMERG over Brazil at various space and time scales. **Atmospheric Research**, 218, p.231–244.

HUDSON, N. **Soil Conservation**.Ithaca, New York: Cornell University Press, 1977, 315 p.
KINNELL, P. I. A. Rainfall Intensity-Kinetic Energy Relationships for Soil Loss Prediction1. **Soil Science Society of America Journal**, v. 45, n. 1, p. 153, 1981.

LIU, Y. et al. Global rainfall erosivity changes between 1980 and 2017 based on an erosivity model using daily precipitation data. **Catena**, v. 194, p. 104768, nov. 2020.

MEIRA, M. A. Quality control procedures for sub-hourly rainfall data: An investigation in different spatio-temporal scales in Brazil. **Journal of Hydrology**, p. 13, 2022.

MOHAMADI, M. A.; KAVIAN, A. Effects of rainfall patterns on runoff and soil erosion in field plots. **International Soil and Water Conservation Research**, v. 3, n. 4, p. 273–281, dez. 2015.

NETO, S. et al. Distribuição espacial da erosividade das chuvas na bacia do rio Manuel Alves da Natividade, Tocantins. **Sociedade & natureza**, v. 32, p. 141–160, 16 mar. 2020.

OLIVEIRA, J.P.B. et al. Assessing the use of rainfall synthetic series to estimate rainfall erosivity in Brazil. **Catena**, v. 171, p. 327–336, 1 dez. 2018.

OLIVEIRA, P. T. S.; WENDLAND, E.; NEARING, M. A. Rainfall erosivity in Brazil: A review. **Catena**, v. 100, p. 139–147, jan. 2013.

OLIVEIRA, P.T.S., ALVES SOBRINHO, T. RODRIGUES, D.B.B., PANACHUKI, E. Erosion risk mapping applied to environmental zoning. **Water Resources Management**, v. 25, n. 3, p. 1021–1036, 16 dez. 2010.

PANAGOS, P. et al. Rainfall erosivity in Europe. **Science of The Total Environment**, v. 511, p. 801–814, 1 abr. 2015.

PANAGOS, P., BORRELLI, P., MEUSBURGER, K., YU, B., KLIK, A., LIM, K.J., BALLABIO, C. Global rainfall erosivity assessment based on high-temporal resolution rainfall records. **Sci. Rep**. v 7, p. 1–12. 2017.

PIMENTEL, D. et al. Environmental and Economic Costs of Soil Erosion and Conservation Benefits. **Science,** v. 267, n. 5201, p. 1117–1123, 24 fev. 1995.

RENARD, Kenneth G. Predicting soil erosion by water: a guide to conservation planning with the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE). US Department of Agriculture, **Agricultural Research Service**, 1997.

RIQUETTI, N. B. et al. Rainfall erosivity in South America: Current patterns and future perspectives. **Science of The Total Environment**, v. 724, p. 138315, 1 jul. 2020.

SILVA, A. M. da. Rainfall erosivity map for Brazil. **Catena**, v. 57, n. 3, p. 251–259, ago. 2004.

SILVA, R.M. da, SANTOS, C.A.G., COSTA SILVA, J.F.C.B.da, SILVA, A.M., Brasil Neto, R.M. Spatial distribution and estimation of rainfall trends and erosivity in the Epitácio Pessoa reservoir catchment, Paraíba, Brasil. **Nat. Hazards** 102, 829–849. 2020.

TEIXEIRA, D. B. DE S. et al. Assessment, regionalization, and modeling rainfall erosivity over Brazil: Findings from a large national database. **Science of The Total Environment**, v. 891, p. 164557–164557, 1 set. 2023

TEIXEIRA, D. B. DE S. et al. Rainfall erosivity and erosivity density through rainfall synthetic series for São Paulo State, Brasil: Assessment, regionalization and modeling. **International Soil and Water Conservation Research**, v. 10, n. 3, p. 355–370, 1 set. 2022.

TEIXEIRA, D. B. DE S. et al. Recent advancements in rainfall erosivity assessment in Brazil: A review. **Catena**, v. 219, p. 106572, dez. 2022.

TRENBERTH, K. E. Changes in precipitation with climate change. **Climate Research**, v. 47, n. 1, p. 123–138, 31 mar. 2011.

TRINDADE, A. L. F. et al. Variabilidade espacial da erosividade das chuvas no Brasil. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 51, n. 12, p. 1918–1928, dez. 2016.

USDA: Rainfall Intensity Summarization Tool (RIST), United States Department of Agriculture (USDA), **Agriculture Research Service**, National Sedimentation Laboratory, Oxford, Mississippi, Version 3.88, 2013.

VAN GROENIGEN, J. W. The influence of variogram parameters on optimal sampling schemes for mapping by kriging. **Geoderma**, v. 97, n. 3-4, p. 223–236, set. 2000.

VICENTE; ZANETTI, S. S.; PRUSKI, F. F. CLIMABR parte I: modelo para a geração de séries sintéticas de precipitação. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 9, n. 3, p. 348–355, 1 set. 2005.

VRIELING, A.; HOEDJES, J. C. B.; VAN DER VELDE, M. Towards large-scale monitoring of soil erosion in Africa: Accounting for the dynamics of rainfall erosivity. **Global and Planetary Change**, v. 115, p. 33–43, abr. 2014.

WISCHMEIER, W. H.; SMITH, D. D. Rainfall energy and its relationship to soil loss. **Transactions, American Geophysical Union**, v. 39, n. 2, p. 285, 1958.

WISCHMEIER, W.H., SMITH, D.D. Predicting Rainfall Erosion Losses: A guide to conservation planning, **Agriculture Handbook**,Washington: DC. 1978, 537p.

YAMAMOTO, J. K. Geoestatística: conceitos e aplicações. **Oficina dos textos**, 2013.ISNB: 978-85-7975-077-9

YIN, S. et al. Rainfall Erosivity: An Overview of Methodologies and Applications. **Vadose Zone Journal**, v. 16, n. 12, p. vzj2017.06.0131, 16 nov. 2017.

FAUSTO, R. et al. Climate Change Assessment in Brazil: Utilizing the Köppen-Geiger (1936) Climate Classification. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 38, 1 jan. 2023.