

Análise Comparativa de Modelos Climáticos com Dados do INMET Usando Métricas Hidrológicas e Interpretação por IA

Wesley de Sousa Costa¹, Gustavo Paixão¹, Warley Junior¹,
Maurílio Monteiro², Aline Oliveira¹, Elton Alves¹

¹Instituto de Geociências e Engenharias
Universidade Federal do Sul e Sudeste do Pará
Marabá – PA – Brasil

²Instituto de Estudos em Desenvolvimento Agrário e Regional
Universidade Federal do Sul e Sudeste do Pará
Marabá – PA – Brasil

{wesleydesousacosta, gustavo.paixao, wmvj}@unifesspa.edu.br

Abstract. *In the context of climate change, there is a critical need to validate global climate models, which presents the challenge of comparing simulated data with real-world observations, particularly in complex regions such as the Amazon. To address this, this paper proposes the Climate Dataset Analyzer (CDA), an AI-based tool that employs hydrological metrics (KGE, NSE) to compare data from CEDA and INMET. The results reveal that CEDA models capture general precipitation trends but exhibit limitations in extreme events and microclimates, with significant variations in cities like Tarauacá and Palmas. It is concluded that CDA is an effective solution for climate analysis, though improvements, such as enabling simultaneous multi-model comparisons are required to enhance its applicability in climate studies.*

Resumo. *No contexto das mudanças climáticas, há a necessidade de validar modelos climáticos globais, o que conseqüentemente surge o desafio de comparar dados simulados com observações reais, especialmente em regiões complexas como a Amazônia Legal. Sendo assim, este artigo propõe o CDA (Climate Dataset Analyzer), uma ferramenta baseada em IA que utiliza métricas hidrológicas (KGE, NSE) para comparar dados do CEDA e do INMET. Os resultados revelam que os modelos do CEDA capturam tendências gerais de precipitação, mas apresentam limitações em eventos extremos e microclimas, com variações significativas em cidades como Tarauacá e Palmas. Conclui-se que o CDA é uma solução eficaz para análise climática, embora requeira aprimoramentos, como a inclusão de múltiplos modelos simultâneos, para ampliar sua aplicabilidade em estudos climáticos.*

1. Introdução

O Sexto Relatório de Avaliação do Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas [IPCC 2021] demonstra, por meio de comprovações científicas e observações práticas, que as alterações climáticas têm se intensificado significativamente nas primeiras décadas do século XXI. Essas constatações e projeções fundamentam-se em avançados modelos

climáticos globais e modelos do sistema terrestre de última geração, que proporcionaram novos entendimentos sobre as variações no clima, com ênfase especial em impactos regionais. Entre as iniciativas que possibilitaram esses progressos destaca-se o CMIP6 (*Coupled Model Intercomparison Project Phase 6*) [O'Neill et al. 2016], que promoveu a disseminação de modelos com diferentes níveis de sofisticação e facilitou o intercâmbio de dados climáticos entre a comunidade científica.

O CMIP6 incorporou uma ampla diversidade de modelos climáticos, reunindo mais de 40 simulações que representam uma valiosa base de dados para análise das transformações climáticas em diferentes períodos (passado, presente e futuro) [Bock et al. 2020]. Os avanços nesta última geração de modelos incluíram incrementos na resolução espacial, permitindo representações mais precisas de diversos processos do sistema terrestre [Eyring et al. 2021]. Contudo, conforme destacado por [Davini and dAndrea 2020], o simples aumento de resolução não é suficiente para eliminar todas as limitações inerentes aos modelos. A qualidade das simulações está igualmente vinculada à estrutura matemática e aos esquemas de parametrização adotados, fatores tão cruciais quanto a resolução [Eyring et al. 2021]. Embora o CMIP6 tenha introduzido progressos significativos, [Bock et al. 2020] ressaltam a persistência de importantes deficiências em múltiplas escalas. Essa realidade se reflete nas discrepâncias observadas entre as projeções dos diferentes modelos, incluindo variações perceptíveis em análises regionais.

A presença dessas limitações reforça a importância de confrontar os resultados das simulações climáticas geradas pelos modelos com dados observacionais coletados em estações locais, a fim de identificar quais modelos melhor representam as dinâmicas regionais. Diante disso, este trabalho tem como propósito introduzir o desenvolvimento de uma ferramenta web pioneira, chamada CDA (*Climate Dataset Analyzer*), que é capaz de processar e comparar conjuntos de dados de diferentes modelos climáticos (como o CEDA - *Centre for Environmental Data Analysis*) [Harris et al. 2020] com informações reais obtidas do INMET (Instituto Nacional de Meteorologia) [INMET 2024], utilizando métricas de hidrológicas, como a KGE (*Kling-Gupta Efficiency*), além de interpretar resultados através de modelo de IA (Inteligência Artificial). Essa ferramenta demanda um elevado poder computacional, dado a complexidade e a natureza não linear das variáveis climáticas analisadas.

O restante deste artigo está organizado da seguinte forma: O entendimento teórico sobre o repositório do CEDA e do INMET são dissertados na seção 2. A seção 3 apresenta as principais funcionalidades da ferramenta. Na seção 4 é descrito o processo metodológico de avaliação da ferramenta para em seguida a apresentação dos resultados na seção 5. Finalmente, a seção 6 conclui o artigo e aponta direções futuras que podem ser consideradas.

2. Fundamentação Teórica

As próximas subseções destacam conceitos essenciais de entendimento sobre os dois repositórios públicos utilizados por este trabalho.

2.1. Repositório do CEDA

O CEDA (*Centre for Environmental Data Analysis*) é um dos principais repositórios de dados ambientais e climáticos do Reino Unido, oferecendo acesso gratuito a um vasto

acervo de informações científicas. Hospedado no endereço <https://www.ceda.ac.uk/>, o dataset do CEDA abrange dados atmosféricos, oceânicos, terrestres e climáticos, coletados por satélites, modelos climáticos avançados (como os do projeto CMIP6). Esses recursos são essenciais para pesquisas sobre mudanças climáticas, previsão meteorológica e estudos ambientais, sendo amplamente utilizados por cientistas, instituições acadêmicas e formuladores de políticas públicas. O portal permite filtrar dados por tipo (ex.: temperatura global, concentração de gases de efeito estufa), período temporal e região geográfica, com formatos padronizados (NetCDF, HDF) para facilitar a análise [Townsend and Wilkinson 2021].

Entre os conjuntos de dados mais relevantes disponíveis no CEDA destacam-se projeções climáticas de alta resolução, medições de aerossóis, informações sobre a camada de ozônio e dados de sensoriamento remoto. Projetos como o CMIP6 e campanhas de observação da ESA (*European Space Agency*) têm seus dados armazenados e organizados no CEDA, seguindo protocolos de qualidade e abertura científica. Essa infraestrutura torna o CEDA uma referência global para estudos climáticos, combinando acessibilidade com rigor técnico, e apoia desde pesquisas acadêmicas até a elaboração de relatórios internacionais como os do IPCC (*Intergovernmental Panel on Climate Change*).

2.2. Repositório do INMET

O INMET (Instituto Nacional de Meteorologia) é o principal órgão responsável pelo monitoramento meteorológico no Brasil. Vinculado ao Ministério da Agricultura e Pecuária, ele opera uma rede de estações meteorológicas distribuídas por todo o país, coletando dados essenciais para a previsão do tempo e estudos climáticos. Suas medições incluem temperatura, umidade, precipitação, pressão atmosférica e velocidade dos ventos, auxiliando setores como agricultura, transporte e defesa civil. Além disso, o INMET mantém um banco de dados históricos, que é amplamente utilizado para análises sobre mudanças climáticas e variabilidade do clima [INMET 2024].

O BDMEP (Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa) do INMET reúne um vasto acervo de informações climáticas coletadas por estações meteorológicas convencionais e automáticas espalhadas por todo o Brasil. Entre os registros disponíveis, destacam-se temperatura do ar (máxima, mínima e média diária), umidade relativa do ar, pressão atmosférica ao nível da estação e ao nível do mar, precipitação acumulada, velocidade e direção do vento, radiação solar global e nebulosidade.

3. A ferramenta CDA

A Figura 1 contém um conjunto de etapas que são essenciais para o funcionamento do CDA proposto. No ponto inicial do CDA, o pesquisador ou responsável técnico, deve escolher se pretende adicionar dados das estações (por exemplo, código da estação, cidade, latitude, longitude, bioma, altitude) diretamente pela ferramenta, ou importar arquivos de extensão .CSV (*Comma-Separated Values*) provenientes do repositório do INMET. Após este procedimento, o CDA irá processar internamente os dados das estações selecionadas para que estejam no mesmo padrão de representação e respectivos metadados, juntamente com os dados pré-carregados do *dataset* CEDA. Uma vez que o formato dos arquivos dos *datasets* do CEDA são diferentes, é necessário que os mesmos sejam importados separadamente para conversão em arquivos de extensão .CSV. Sendo assim, na

etapa da visualização, o pesquisador pode analisar visualmente a série temporal de precipitação e temperatura mensalmente de ambos os *datasets*. Na etapa seguinte, a ferramenta CDA executa internamente o comparativo mensal para o ano e estação meteorológica selecionada, conforme os dados anteriormente importados, para em seguida apresentar os resultados, cuja a interpretação e análise é feita com o módulo de IA do gpt-3.5-turbo, capaz de gerar *insights* a cada nova interação.

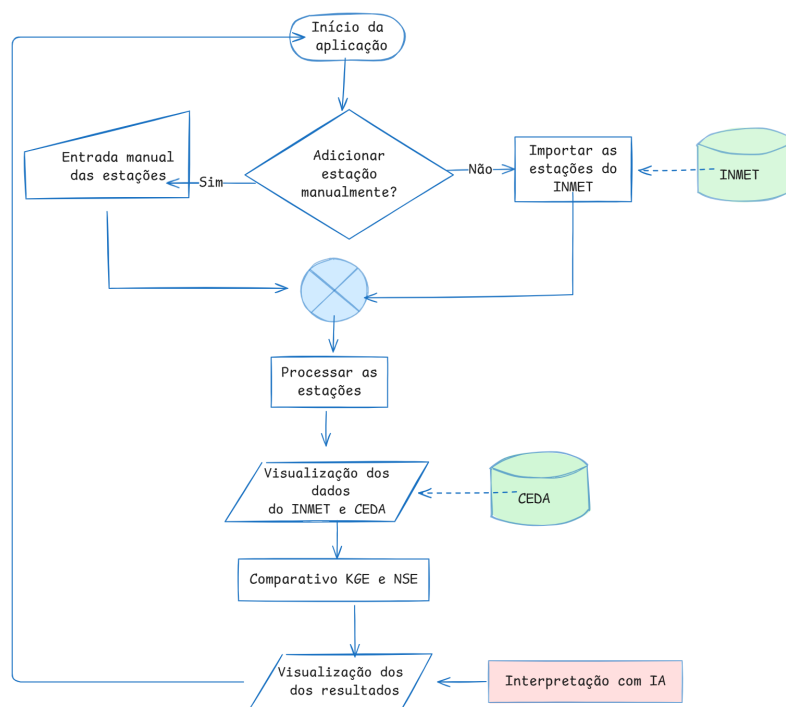


Figura 1. Fluxograma de funcionamento do CDA.

O CDA foi desenvolvido em *Streamlit*¹ para extrair e processar dados de estações climáticas e compará-los com *datasets* de modelos climáticos disponíveis. Atualmente, ele é projetado para trabalhar com dados do CEDA e INMET, utilizando ferramentas como *Google Sheets* para armazenamento de *datasets* processados e bibliotecas como *pandas*, *xarray*, *netCDF4* e *hydroeval* para gerenciamento e processamento dos *datasets* do *CEDA Archive* carregados localmente.

Conforme ilustrado nas Figuras 2a e 2b, a ferramenta possui as seguintes funcionalidades: **(1) Estações:** exibe os dados das estações em um mapa e em formato tabular, permitindo visualização e gerenciamento das estações, e utiliza *datasets* do CEDA para processar as estações e capturar valores de precipitação e temperatura correspondentes às estações selecionadas; **(2) Dados:** visualização dos dados de captação das coordenadas de temperatura e precipitação, subdividida em dados do CEDA, que contém informações processadas a partir do *dataset* `cru_ts4.08.1901.2023.pre.dat.nc` (Precipitação) e do *dataset* `cru_ts4.08.1901.2023.tmp.dat.nc` (Temperatura) disponíveis no CEDA e dados das estações do INMET, ou seja, apresenta dados reais de estações INMET para visualização; **(3) Comparativo:** utiliza métricas hidrológicas tais

¹É um framework escrito em Python de código aberto para cientistas de dados. Pode ser acessado em <https://docs.streamlit.io/>

como KGE e NSE (*Nash-Sutcliffe Efficiency*) para análise de similaridade entre os *datasets* processados do CEDA e os dados reais das estações do INMET. A ferramenta pode ser acessada pela url: <http://5.161.202.226:8501/>.

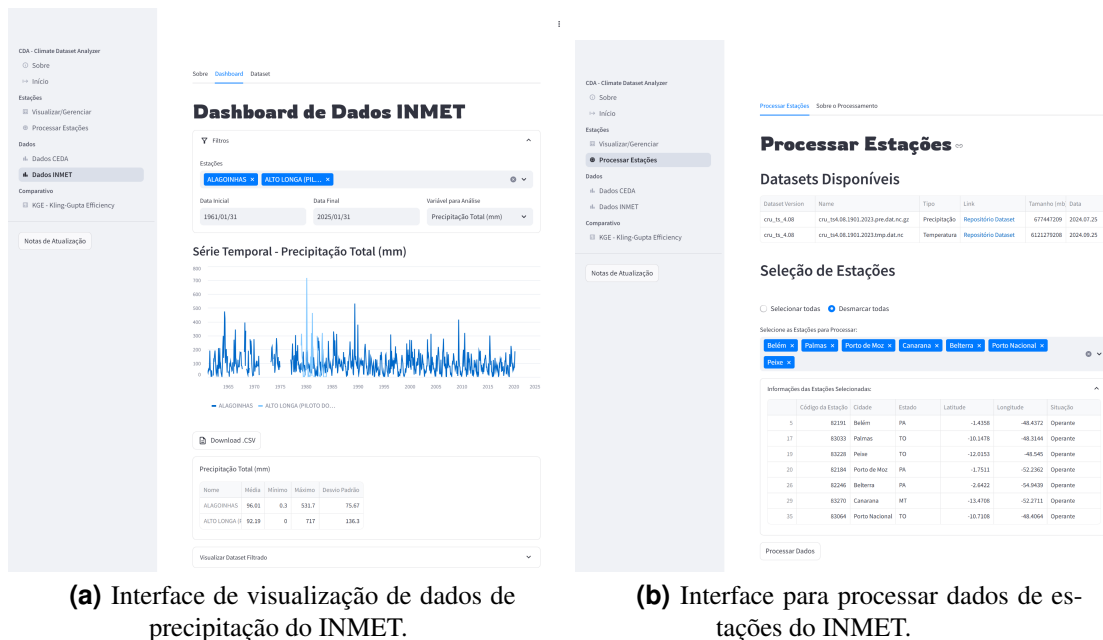


Figura 2. Interfaces correspondente a algumas funcionalidades do CDA.

4. Materiais e Métodos

Nesta seção, são apresentadas as métricas hidrológicas utilizadas pelo CDA proposto. Essas métricas são essenciais para a avaliação da confiabilidade de modelos, tal como, os disponíveis pelo repositório do CEDA.

4.1. KGE (*Eficiência Kling-Gupta*)

A KGE [Vrugt and de Oliveira 2022] é uma métrica estatística amplamente utilizada para avaliar o desempenho de modelos hidrológicos, combinando três componentes principais: **correlação**, **razão de viés** e **razão de variabilidade**. Essa métrica foi desenvolvida para superar as limitações de outras medidas, como a Eficiência Nash-Sutcliffe e o R-quadrado, que focam principalmente na reprodução da média e da variância dos dados observados. A KGE varia de $-\infty$ a 1, sendo que valores mais próximos de 1 indicam um melhor desempenho do modelo.

A fórmula geral da KGE é dada por:

$$KGE(y, \hat{y}) = 1 - \sqrt{(r(y, \hat{y}) - 1)^2 + (\beta(y, \hat{y}) - 1)^2 + (\gamma(y, \hat{y}) - 1)^2}$$

Onde:

- y : Valores observados;
- \hat{y} : Valores previstos pelo modelo;
- $r(y, \hat{y})$: Coeficiente de correlação entre os valores observados e previstos;
- $\beta(y, \hat{y})$: Razão de viés;
- $\gamma(y, \hat{y})$: Razão de variabilidade.

4.2. Variações da KGE

4.2.1. KGE' (KGE Modificado)

A versão modificada da KGE, conhecida como KGE', substitui a razão de variabilidade (α) pela razão do coeficiente de variação (γ). Essa modificação é útil quando se deseja avaliar a variabilidade relativa dos dados, em vez da variabilidade absoluta. A fórmula do KGE' é dada por:

$$KGE'(y, \hat{y}) = 1 - \sqrt{(r(y, \hat{y}) - 1)^2 + (\beta(y, \hat{y}) - 1)^2 + \left(\frac{CV_{\hat{y}}}{CV_y} - 1\right)^2}$$

Onde:

- γ : Razão do coeficiente de variação, calculada como $\gamma = \frac{CV_{\hat{y}}}{CV_y}$.

Essa modificação é útil em séries temporais com tendências ou sazonalidade, como estudos de vazão de rios, onde a variabilidade pode ser influenciada por diferenças nas médias. O KGE' oferece uma avaliação mais precisa do desempenho do modelo nesses casos.

4.2.2. KGEnp (KGE Não-Paramétrico)

O **KGE Não-Paramétrico (KGEnp)** é uma variação da métrica KGE que utiliza a correlação de Spearman em vez de Pearson, tornando a avaliação do modelo mais robusta a outliers e distribuições não normais. Além disso, ajusta o cálculo da variabilidade e do viés para melhor lidar com dados assimétricos.

A fórmula do KGEnp é dada por:

$$KGEnp(y, \hat{y}) = 1 - \sqrt{(\rho(y, \hat{y}) - 1)^2 + (\beta(y, \hat{y}) - 1)^2 + (\gamma(y, \hat{y}) - 1)^2}$$

Onde:

- $\rho(y, \hat{y})$: Coeficiente de correlação de Spearman entre os valores observados e previstos.

Essa adaptação é especialmente útil em cenários com grandes variações nos dados, como em estudos de qualidade da água. Nessas situações, o KGEnp fornece uma avaliação mais confiável do desempenho do modelo em comparação com a KGE tradicional.

4.2.3. NSE (Eficiência Nash-Sutcliffe)

A NSE [Duc and Sawada 2023], desenvolvida por Nash e Sutcliffe (1970), é uma métrica estatística amplamente utilizada na modelagem hidrológica para avaliar o desempenho de modelos em relação aos dados observados. Ele compara a variância residual do modelo com a variância dos dados observados, indicando a qualidade do ajuste na simulação de vazões e fluxos de água.

O NSE é calculado como a razão entre o erro quadrático médio (diferença entre valores observados e simulados) e a variância dos dados observados. A fórmula do NSE é dada por:

$$NSE(y, \hat{y}) = 1 - \frac{\sum_{i=0}^{N-1} (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=0}^{N-1} (y_i - \text{mean}(y))^2}$$

Onde:

- y_i : Valor observado no tempo i ;
- \hat{y}_i : Valor simulado no tempo i ;
- $\text{mean}(y)$: Média dos valores observados;
- N : Número total de observações.

5. Avaliação e Resultados

Para fins de avaliação da ferramenta, a escolha das cidades de Tarauacá, Manaus, Belém e Palmas no CEDA, se deu pelo interesse em estudar a Amazônia Legal, uma região com grande variação de precipitação. Essas cidades representam diferentes padrões climáticos: Tarauacá, em área de transição entre Floresta Amazônica e Cerrado; Manaus, com clima equatorial úmido; Belém, influenciada pelo Atlântico; e Palmas, com menor índice de chuvas. Essa diversidade geográfica permite uma análise comparativa mais abrangente dos padrões de precipitação na região.

As métricas avaliam três aspectos principais: (1) Correlação (r), mede a sincronia entre dados observados e simulados; (2) Razão de Viés (β), identifica desvios nas médias; e (3) Razão de Variabilidade (α), analisa a amplitude das flutuações. Juntas, permitem avaliar a qualidade dos modelos hidrológicos, destacando acertos e limitações. Para maior precisão, ajustes metodológicos ajudam a considerar cenários diversos e eventos extremos. Essa abordagem garante uma análise mais confiável, essencial para estudos hidrológicos.

De acordo os resultados da Figura 3, as avaliações para Tarauacá, Manaus, Belém e Palmas demonstram uma boa correspondência entre dados simulados e observados, com valores de KGE e NSE consistentemente próximos de 1, indicando um desempenho satisfatório dos modelos hidrológicos nas quatro localidades estudadas. Essa convergência nos principais índices de avaliação sugere que as simulações capturam adequadamente os padrões gerais de precipitação em diferentes contextos climáticos. Em Tarauacá (Figura 3a), os modelos apresentam boa concordância temporal, refletida na correlação elevada, mas ainda há imprecisões na magnitude dos valores simulados. A variabilidade das séries é bem representada, embora pequenas divergências possam ocorrer em períodos de maior oscilação do fluxo. Já em Manaus (Figura 3b), os resultados indicam um desempenho mais equilibrado, com forte ajuste entre os dados observados e simulados. No entanto, desvios sutis podem surgir em eventos extremos, exigindo refinamentos na calibração.

A cidade de Belém (3c) se destaca pela elevada Razão de Correlação (r), com os modelos reproduzindo fielmente a maior parte dos padrões pluviométricos. Contudo, pequenas discrepâncias emergem durante eventos de precipitação extrema, provavelmente relacionadas a variáveis locais como umidade do solo e dinâmica da cobertura vegetal.

Em Palmas (Figura 3d), os resultados mostram variações mais acentuadas nos componentes de Viés (β) e Variabilidade (γ) durante os picos de chuva, característica que pode ser atribuída ao marcado contraste entre estações secas e chuvosas típico do clima local.

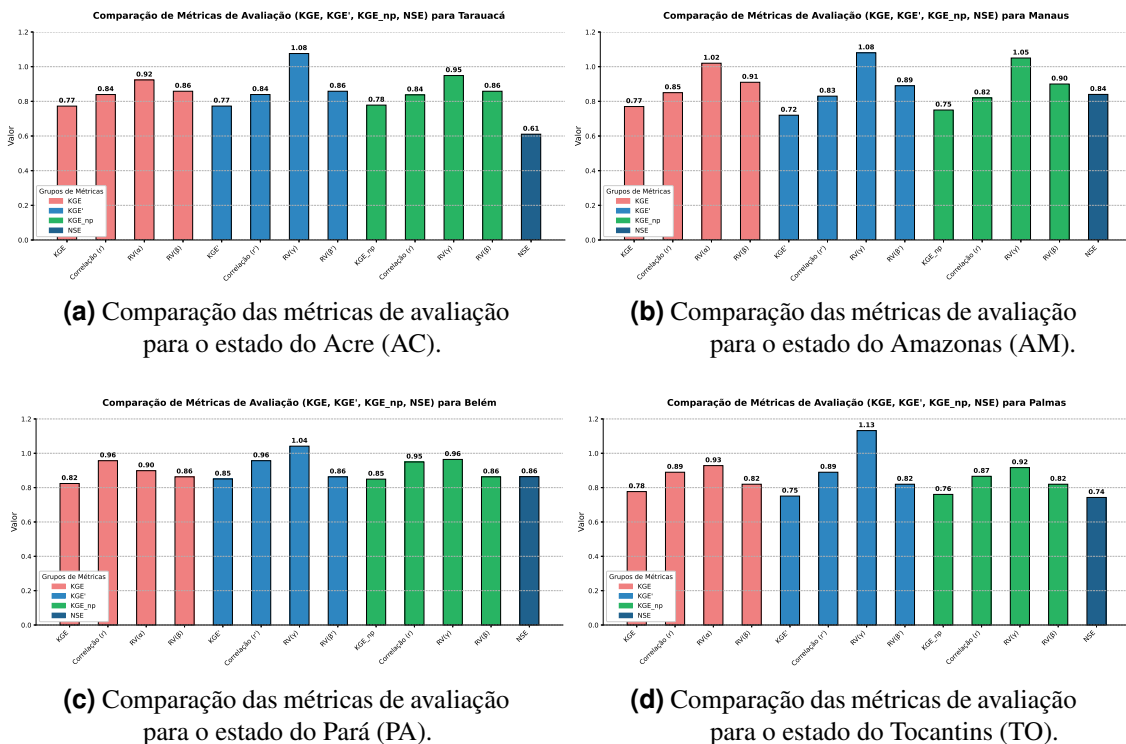


Figura 3. Comparação das métricas de avaliação (KGE, KGE', KGE_np, NSE) para diferentes estados da região Norte do Brasil.

Em resumo, os resultados revelam que os modelos do CEDA têm um bom desempenho geral na representação da precipitação, com uma forte correlação entre dados simulados e observados. No entanto, as variações na Variabilidade (α) e no Viés (β) destacam a necessidade de ajustes para melhorar a precisão em eventos extremos e variações sazonais. Esses aprimoramentos são essenciais para garantir que os modelos sejam confiáveis em diferentes contextos climáticos e geográficos do Brasil.

A comparação entre os dados de precipitação mensal simulados pelo CEDA e observados pelo INMET no período de 2020 até 2023 para as cidades de Tarauacá, Manaus, Belém e Palmas ilustrados na Figura 4, revela uma correspondência geral satisfatória, mas com discrepâncias pontuais. Em Tarauacá (Figura 4a), nota-se que as simulações do CEDA acompanham as tendências sazonais, porém apresentam desvios significativos em eventos extremos de precipitação (eventos em 2021-01 e 2023-01), possivelmente devido à resolução espacial do modelo, que pode não capturar variações locais detalhadas. Em Manaus (Figura 4b), onde o clima equatorial mantém a precipitação mais constante, o CEDA representa bem os valores observados, com pequenas diferenças, especialmente nos meses de transição entre estações, sugerindo desafios na captura de variações sutis.

Na cidade de Belém (Figura 4c), há uma boa correspondência geral, mas as simulações tendem a subestimar ou superestimar períodos de chuvas intensas (eventos em

2020-03 e 2020-11), indicando dificuldades na modelagem da interação entre precipitação e fatores locais, como umidade do solo e cobertura vegetal. Já em Palmas (Figura 4d), os dados do CEDA refletem bem o padrão de variação entre períodos secos e chuvosos, mas há divergências nos picos de precipitação, sugerindo limitações na representação de eventos extremos, tal como, em 2021-02 com precipitação média mensal de 250 mm para o CEDA e 400 mm para o INMET.

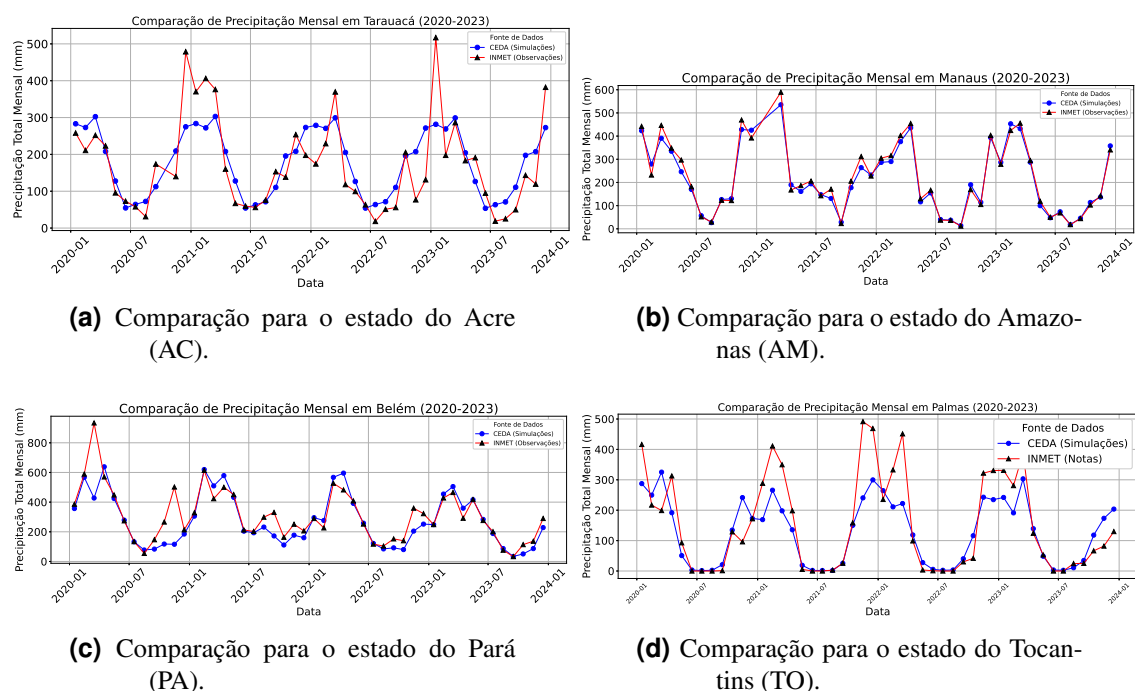


Figura 4. Comparação da precipitação mensal entre dados simulados (CEDA) e observados (INMET) para os estados do Acre, Amazonas, Pará e Tocantins, no período de 2020 a 2023.

Em resumo, os modelos do CEDA demonstram eficácia em capturar tendências gerais da precipitação, mas as diferenças observadas destacam a necessidade de ajustes para melhorar a precisão em eventos extremos, variações sazonais e representação de microclimas. Esses aprimoramentos são essenciais para garantir que os modelos sejam confiáveis em diferentes contextos climáticos e geográficos do Brasil.

6. Conclusão

O desenvolvimento do CDA (*Climate Dataset Analyzer*) permitiu a criação de uma ferramenta eficiente para a análise e comparação de dados de modelos climáticos com medições reais. A proposta de integrar informações de diferentes repositórios, como CEDA e INMET, facilitou a avaliação da qualidade dos modelos climáticos e sua aplicação em análises hidrológicas. O uso de métricas como o coeficiente KGE e suas variações, permitiu uma validação robusta dos dados, oferecendo aos pesquisadores uma base confiável para suas análises. Como resultado, o CDA demonstrou ser uma ferramenta inovadora e valiosa para a comunidade científica e órgãos do governo, proporcionando uma interface intuitiva e funcional para comparação e análise de dados climáticos.

Apesar de seus benefícios, o CDA apresenta algumas limitações. Atualmente, a ferramenta permite apenas a comparação de um modelo climático por vez, o que pode restringir a abrangência das análises realizadas. Para trabalhos futuros, pretendemos aprimorar essa funcionalidade, permitindo a comparação de múltiplos modelos simultaneamente. Essa melhoria ampliará a capacidade analítica da ferramenta, tornando-a ainda mais eficaz para estudos climáticos e hidrológicos. Além disso, novas métricas de avaliação poderão ser incorporadas para aprimorar a qualidade das análises realizadas pela ferramenta.

Referências

- [Bock et al. 2020] Bock, L., Lauer, A., Schlund, M., Barreiro, M., Bellouin, N., Jones, C., Meehl, G., Predoi, V., Roberts, M., and Eyring, V. (2020). Quantifying progress across different cmip phases with the esmvaltool. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 125(21):e2019JD032321.
- [Davini and dAndrea 2020] Davini, P. and dAndrea, F. (2020). From cmip3 to cmip6: Northern hemisphere atmospheric blocking simulation in present and future climate. *Journal of Climate*, 33(23):10021–10038.
- [Duc and Sawada 2023] Duc, L. and Sawada, Y. (2023). A signal-processing-based interpretation of the nash–sutcliffe efficiency. *Hydrology and Earth System Sciences*, 27(9):1827–1839.
- [Eyring et al. 2021] Eyring, V., Gillett, N. P., Achuta Rao, K. M., Barimalala, R., Barreiro Parrillo, M., Bellouin, N., Cassou, C., Durack, P. J., Kosaka, Y., McGregor, S., et al. (2021). Human influence on the climate system (chapter 3).
- [Harris et al. 2020] Harris, I., Osborn, T. J., Jones, P., and Lister, D. (2020). Version 4 of the cru ts monthly high-resolution gridded multivariate climate dataset. *Scientific data*, 7(1):109.
- [INMET 2024] INMET (2024). Banco de dados meteorológicos.
- [IPCC 2021] IPCC (2021). *Climate Change 2021 The Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press.
- [O’Neill et al. 2016] O’Neill, B. C., Tebaldi, C., Van Vuuren, D. P., Eyring, V., Friedlingsstein, P., Hurtt, G., Knutti, R., Kriegler, E., Lamarque, J.-F., Lowe, J., et al. (2016). The scenario model intercomparison project (scenariomip) for cmip6. *Geoscientific Model Development*, 9(9):3461–3482.
- [Townsend and Wilkinson 2021] Townsend, P. and Wilkinson, C. (2021). Gathering evidence of impact from research support services: Examining impact in the context of the centre for environmental data analysis. *Research Evaluation*, 30(2):169–178.
- [Vrugt and de Oliveira 2022] Vrugt, J. A. and de Oliveira, D. Y. (2022). Confidence intervals of the kling-gupta efficiency. *Journal of Hydrology*, 612:127968.