DETECÇÃO DE EVENTOS EXTREMOS DE PRECIPITAÇÃO EM SÉRIES HISTÓRICAS DE LONGO PRAZO UTILIZANDO MODELOS DE MACHINE LEARNING EM ÁREAS URBANAS: UM ESTUDO DE CASO EM RECIFE, BRASIL

Ubiratan Joaquim da Silva Junior [1] ;Gabriel Henrique da Silva[2];Juarez Antonio da Silva Junior[3];Pedro Lucas da Silva [4]; Fabiano Rocha Diniz[5]; Anderson Luiz Ribeiro de Paiva[6]; Leidjane Maria Maciel de oliveira[7] & Sylvana Melo dos Santos[8]

RESUMO – Este estudo avalia o desempenho de três modelos de aprendizado de máquina Isolation Forest (IF), One-Class Support Vector Machine (SVM) e Gaussian Mixture Model (GMM) na detecção de eventos extremos de precipitação em uma série temporal diária de longo prazo (1940–2024) em Recife, Brasil. O índice R95p (percentil 95) foi adotado como referência para definição dos extremos. Os modelos foram aplicados como detectores de anomalias e avaliados por métricas categóricas, incluindo erros de omissão e comissão, acurácia global e Interseção sobre União (IoU), além de análise sazonal. O SVM apresentou o melhor desempenho (correlação = 0,86; IoU = 0,50; acurácia = 0,97), seguido pelo IF (IoU = 0,47; acurácia = 0,96), enquanto o GMM teve desempenho inferior (IoU = 0,32; acurácia = 0,95). Não foi identificada tendência estatisticamente significativa, embora o IF tenha acompanhado a leve tendência positiva do R95p. A análise sazonal indicou maior estabilidade do SVM.

ABSTRACT– This study evaluates the performance of three machine learning models Isolation Forest (IF), One-Class Support Vector Machine (SVM), and Gaussian Mixture Model (GMM) for detecting extreme precipitation events in a long-term daily time series (1940–2024) in Recife, Brazil. The R95p index (95th percentile) was adopted as the reference for defining extremes. The models were implemented as anomaly detectors and evaluated using categorical metrics, including omission and commission errors, overall accuracy, and Intersection over Union (IoU), complemented by seasonal analysis. SVM showed the best performance (correlation = 0.86; IoU = 0.50; accuracy = 0.97), followed by IF (IoU = 0.47; accuracy = 0.96), while GMM performed worst (IoU = 0.32; accuracy = 0.95). No statistically significant trend was detected; however, IF more closely followed the slight positive trend observed in R95p. Seasonal analysis indicated greater stability for SVM.

Palavras-Chave – Eventos extremos de precipitação. Aprendizado de máquina. Detecção de anomalias.

[1]) Doutorando do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil – PPGEC, , Departamento de Engenharia Civil e Ambiental – DECIV, Centro de Tecnologia e Geociências – CTG, Universidade Federal de Pernambuco - UFPE. Rua Acadêmico Hélio Ramos, s/n, Cidade Universitária, 50.740-530 - Recife - PE – Brasil. Fone: +55 81 2126.8000. E-mail: Ubiratan.joaquim@ufpe.br
[2]) Graduando em Licenciatura em Geografia, Departamento de Ciências Geográficas – DCG, Centro de Filosofia e Ciências Humanas – CFCH, UFPE. E-mail: gabriel.hssilva@ufpe.br
[3]) Doutorando, PPGEC, DECIV, CTG, UFPE. E-mail: juarez.silvajunior@ufpe.br
[4]) Graduando em Licenciatura em Geografia, DCG, CFCH, UFPE. E-mail: pedro.lucassilva@ufpe.br
[5]) Professor Adjunto, Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento Urbano, Departamento de Arquitetura e Urbanismo, Centro de Artes e Comunicação - CAC, UFPE. E-mail: fabiano.diniz@ufpe.br
[6]) Professor Associado, –PPGEC, DECIV, CTG, UFPE. E-mail: anderson.paiva@ufpe.br
[7]) Professora Adjunto, PPGEC, DECIV, CTG, UFPE. E-mail: leidjane.oliveira@ufpe.br
[8]) Professora Titular, PPGEC, DECIV, CTG, UFPE. E-mail: sylvana.santos@ufpe.br

1 - INTRODUÇÃO

No Brasil, a frequência, intensidade e duração dos eventos climáticos extremos têm aumentado nas últimas décadas, trazendo impactos para a estabilidade social, econômica e ambiental. Nesse contexto, compreender tendências e padrões de chuva torna-se fundamental para o desenvolvimento de estratégias de adaptação em regiões vulneráveis (Benabdelouahab *et al.*, 2020).

A precipitação no Nordeste brasileiro apresenta elevada variabilidade espaço-temporal, influenciada por fatores climáticos e topográficos, sendo a região considerada vulnerável as mudanças climáticas. Observa-se aumento das chuvas nas áreas litorâneas e intensificação das secas no interior, além de alterações no padrão de distribuição, com ocorrência de extremos em regiões historicamente secas (Vasconcelos Junior *et al.*, 2024; Fonseca *et al.*, 2025).

Diante desses desafios, a Inteligência Artificial (IA) tem se destacado como uma ferramenta promissora para previsão e monitoramento climático. Sua capacidade de processar grandes volumes de dados e identificar padrões complexos aumenta a precisão das previsões meteorológicas (Afandi *et al.*, 2025). Técnicas de aprendizado de máquina permitem integrar dados de satélite, radar, reanálises e observações de superfície, favorecendo análises em tempo real e apoiando ações de prevenção e adaptação.

Dessa forma, este estudo avaliou o desempenho de algoritmos de aprendizado de máquina na detecção anual de eventos extremos de precipitação em Recife entre 1940 e 2024, utilizando o índice R95p. Foram comparados os modelos *Isolation Forest (IF)*, One-Class Support Vector Machine (SVM) e Gaussian Mixture Model (GMM) por meio de métricas categóricas. Por fim, buscou-se avaliar a aplicabilidade dessas técnicas como ferramentas de apoio ao monitoramento climático e à gestão de riscos hidrológicos em áreas urbanas vulneráveis.

2 – METODOLOGIA

A área de estudo desta pesquisa foi o município de Recife, Pernambuco – Brasil, conforme apresentado na Figura 1. Em Recife, a combinação entre chuvas intensas e urbanização desordenada amplia os riscos de alagamentos e deslizamentos, especialmente no período chuvoso (março–agosto), associado a maiores impactos socioambientais (Fonseca *et al.*, 2025). O aquecimento global tem intensificado eventos extremos na região (Vasconcelos Junior *et al.*, 2024).

Para abranger o período de 84 anos de dados diários de precipitação acumulada no município, foram utilizados dados em grade do projeto *Brazilian Daily Weather Gridded Data* (BR-DWGD) obtidos pelo método de estatística zonal.

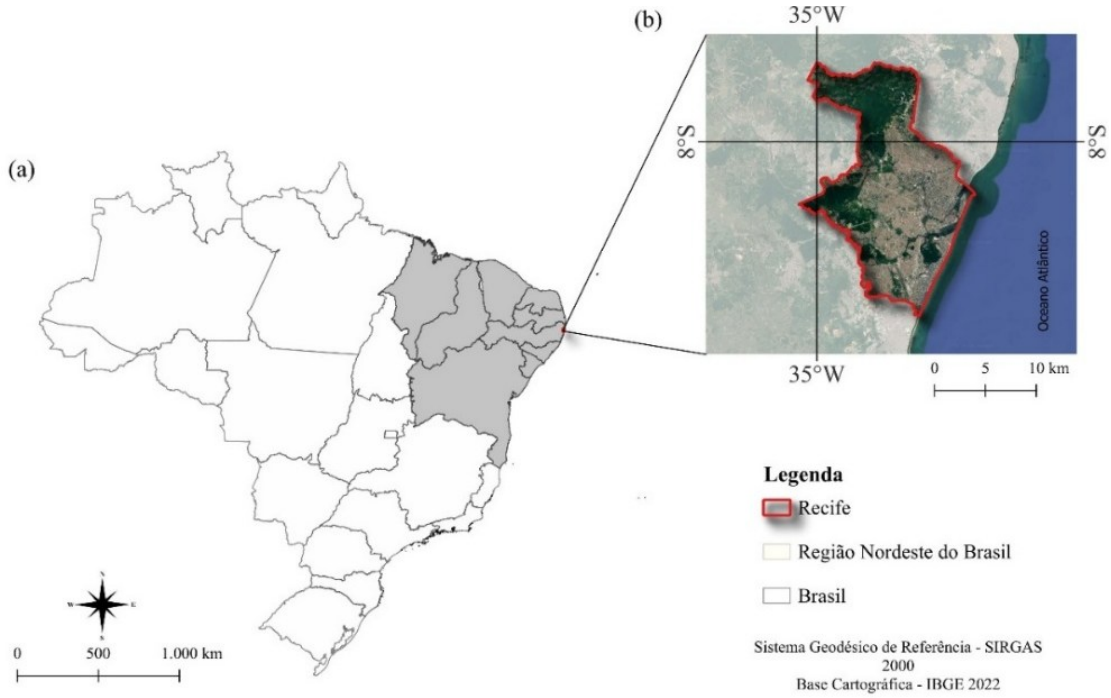


Figura 1 – Área de Estudo. (a) Área de estudo inserida num contexto Nacional. (b) Representação cartográfica em grande escala da área de estudo. Fonte: Autores.

O BR-DWGD trata-se de um banco de dados meteorológicos em grade com resolução espacial de 0,1° x 0,1°, abrangendo o período de janeiro de 1961 a dezembro de 2022. Esse conjunto é resultado da fusão de informações oriundas de 11.473 pluviômetros e 1.252 estações meteorológicas, utilizando métodos de interpolação selecionados com base em estatísticas de validação cruzada ranqueadas. Ele fornece dados contínuos sobre precipitação, radiação solar, velocidade do vento e umidade relativa. Para este estudo, os dados foram acessados por meio da plataforma em nuvem *Google Earth Engine*, com os códigos de acesso e processamento descritos em Xavier *et al.* (2022).

Neste trabalho, foi proposto uma metodologia que adota o percentil 95 como limiar, conforme recomendado por Rezaiy e Shabri, (2025), para determinar o volume de precipitação em um intervalo de 24 horas. A abordagem permite, ainda, a identificação das condições atmosféricas antes e durante esse período, possibilitando a caracterização de qualquer evento de chuva, seja extremo ou não. Essa flexibilidade torna a metodologia potencialmente aplicável a diferentes regiões e critérios de limiar (Lee; Hong; Lee, 2014).

DETECÇÃO ANUAL DE EVENTOS EXTREMOS

Neste estudo, foram aplicados três algoritmos de aprendizado de máquina não supervisionado para detecção de anomalias em séries temporais de precipitação diária (1940–2024): *Isolation Forest*

(IF), *Gaussian Mixture Model* (GMM) e *One-Class Support Vector Machine* (SVM), implementados no módulo scikit-learn por meio das classes *IsolationForest*, *GaussianMixture* e *OneClassSVM*.

O *Isolation Forest* baseia-se no princípio de isolamento de observações, construindo um conjunto de árvores de decisão aleatórias (n_estimators = 100), nas quais variáveis e pontos de corte são selecionados aleatoriamente. Amostras anômalas, como eventos extremos de precipitação, tendem a ser isoladas em menor número de divisões, resultando em menores comprimentos de caminho médio nas árvores. O *Gaussian Mixture Model* é uma abordagem probabilística que assume que os dados são gerados por uma combinação de distribuições gaussianas. Foi adotada uma configuração com três componentes (n_components = 3) e matriz de covariância do tipo full, permitindo modelar variâncias e correlações. A detecção de anomalias foi realizada com base na probabilidade associada a cada observação, sendo classificados como extremos os 5% dos dias com menor verossimilhança sob o modelo ajustado. O *One-Class Support Vector Machine* foi utilizado para estimar a fronteira da classe normal no espaço de características, sendo treinado exclusivamente com dados de precipitação diária. Foi empregada função *kernel Radial Basis Function* (RBF), adequada à modelagem de relações não lineares, com parâmetro $\nu = 0{,}05$, definindo implicitamente que aproximadamente 5% das observações sejam consideradas anômalas (Rezaiy e Shabri, 2025).

ANÁLISE CATEGÓRICA E ANÁLISE SAZONAL EXPLÍCITA

Com o objetivo de avaliar o desempenho dos modelos baseados em inteligência artificial na identificação de eventos extremos de precipitação, foi elaborada uma tabela de contingência anual com base no limiar do índice R95p (Tabela 1). Essa tabela, de natureza 2x2, contempla quatro categorias de classificação: acertos (A), falsos positivos (B), falsos negativos (C) e acertos negativos (D).

Tabela 1. Tabela de Contingência considerando a comparação diária entre os eventos detectados pelos modelos IA e o R95p adotado como referência.

	Modelos: Evento Extremo	Modelos: Evento Não Extremo
R95p: Evento Extremo	(A)	(C)
R95p: Evento Não Extremo	(B)	(D)

Os acertos (A) correspondem aos dias classificados como extremos tanto pelos modelos quanto pelo R95p; os falsos positivos (B) referem-se aos dias identificados como extremos pelos modelos, mas não pelo R95p; os falsos negativos (C) representam eventos extremos detectados pelo R95p, mas não pelos modelos; e os acertos negativos (D) indicam dias corretamente classificados como não extremos por ambos. A partir dessa matriz de contingência, foram calculadas métricas para os

modelos GMM, IF e SVM: Erro de Comissão (EC), Erro de Omissão (EO), Acurácia Global (AG) e Índice de Interseção sobre União (IoU), conforme as Equações (1–4).

$$EC = \frac{B}{A + B} \tag{1}$$

$$EO = \frac{C}{A + C} \tag{2}$$

$$AG = \frac{A+D}{A + B+ C + D} \tag{3}$$

$$IoU = \frac{A}{A + B+ C} \tag{4}$$

O EO quantifica a proporção de eventos extremos não detectados, enquanto o EC representa a taxa de falsos alarmes. A AG expressa a proporção total de classificações corretas, e o IoU mede a sobreposição entre os eventos identificados pelos modelos e os definidos pelo R95p ao longo da série temporal. As métricas EO e EC variam entre 0 e 1, sendo desejáveis valores próximos de 0, enquanto AG e IoU assumem valores ideais próximos de 1.

Para avaliar a influência da sazonalidade, realizou-se uma análise sazonal explícita, classificando os dados em estação chuvosa (abril–julho) e seca (agosto–março), conforme a climatologia regional. Para cada período, foram calculadas a frequência de eventos extremos e as métricas *Precision*, *Recall* e *F1-score*, com base em classificação binária diária (1 = extremo; 0 = não extremo). Adicionalmente, aplicou-se o teste do qui-quadrado de independência ($p < 0,05$) para verificar diferenças estatisticamente significativas na distribuição dos eventos entre as estações. Essa abordagem permitiu avaliar a robustez dos modelos frente à variabilidade sazonal do regime de precipitação.

3 - RESULTADOS E DISCUSSÃO

A análise quantitativa dos dados, apresentada na Figura 2, indica que os modelos apresentam variações significativas em relação ao R95p ao longo dos anos, com períodos de subestimação e superestimação dos eventos extremos de precipitação. De modo geral, o SVM tende a subestimar os extremos, enquanto o IF oscila entre subestimações e superestimações. O GMM, por sua vez, tende a acompanhar mais de perto a série de referência, embora apresente desvios expressivos em determinados períodos. De forma geral, o SVM apresenta comportamento mais conservador, com valores frequentemente inferiores ao R95p, especialmente em anos como 1946, 1993 e 1998, nos quais se observam subestimações mais acentuadas.

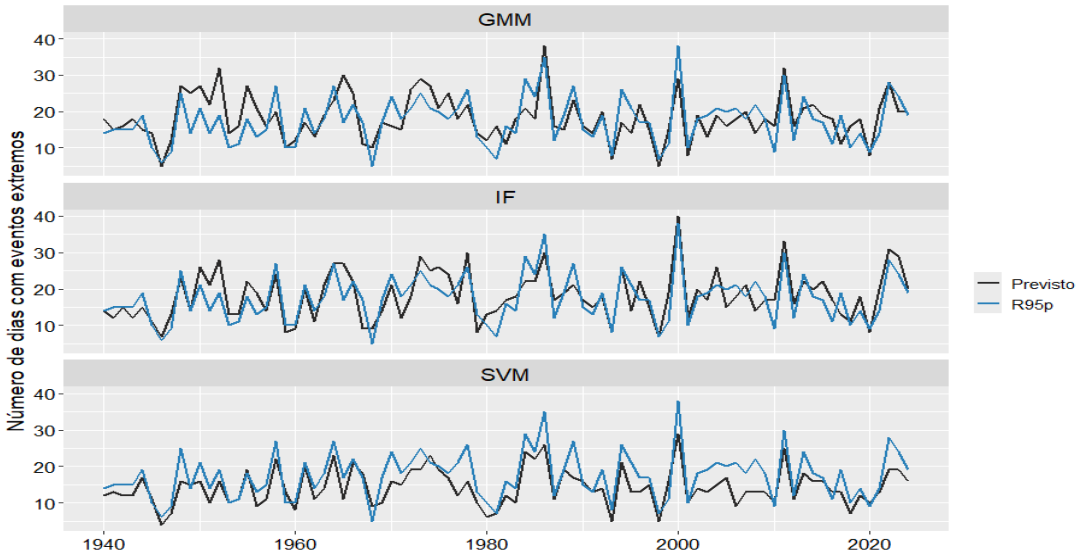


Figura 2 - Número de dias com eventos extremos detectados pelos modelos em comparação com o número de dias identificados pelo R95p. Fonte: Autores.

O IF, por outro lado, apresenta maior variabilidade, com anos em que se aproxima da referência (como 1940, 1949 e 1990), mas também com episódios de superestimação, como em 1950, 1952 e 1978. O GMM apresenta comportamento intermediário, frequentemente acompanhando a referência, porém com picos de superestimação relevantes, como em 1986 (38 dias frente a 35 do R95p) e em 1952 (32 dias frente a 19 da referência).

Alguns anos destacam-se por apresentarem discrepâncias expressivas entre os modelos e o R95p. Em 2000, por exemplo, o R95p registrou 38 dias de eventos extremos, enquanto o SVM subestimou esse valor (29 dias), o IF superestimou (40 dias) e o GMM também subestimou (29 dias). Em contraste, no ano de 2011, todos os modelos apresentaram valores próximos à referência (30 dias), com o IF e o GMM registrando 33 e 32 dias, respectivamente. Observa-se ainda uma tendência de aumento na frequência de eventos extremos ao longo das décadas, especialmente a partir dos anos 1980, com picos em anos como 1986, 2000 e 2022, nos quais tanto o R95p quanto os modelos indicam valores elevados. Em determinados períodos, como na década de 1960, os modelos tendem a convergir para valores próximos ao R95p, enquanto em outras décadas, como as de 1950 e 1990, as divergências são mais acentuadas. O ano de 1948 constitui um exemplo em que todos os modelos superestimaram a referência (25 dias), especialmente o GMM, que registrou 27 dias. Em contrapartida, no ano de 2020, todos os modelos subestimaram o R95p (9 dias), com valores variando entre 8 e 10 dias. A Figura 3 apresenta a distribuição temporal das métricas de avaliação, obtidas por meio de comparações diárias ao longo dos anos para cada um dos modelos analisados.

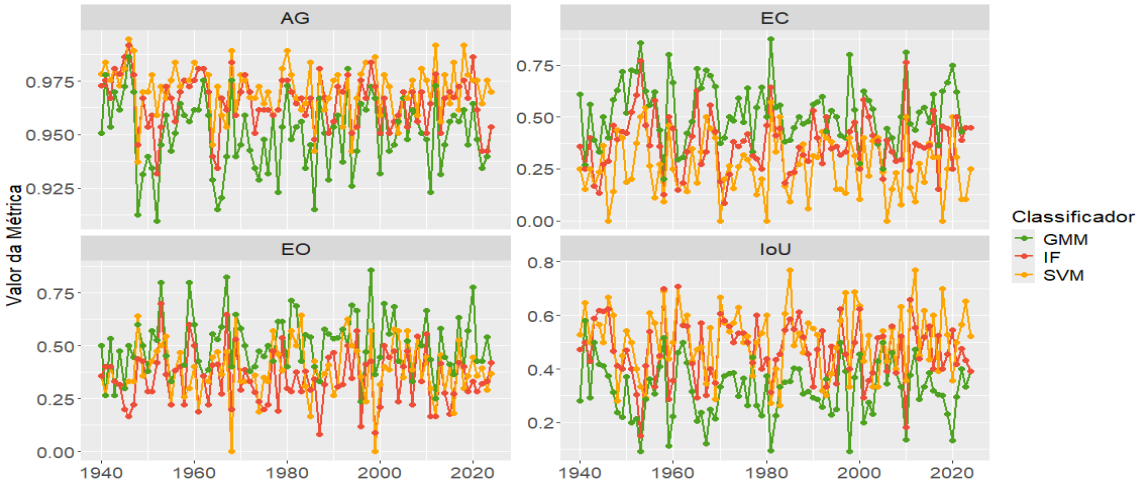


Figura 3 - Métricas de avaliação temáticas na detecção de eventos extremos pelos modelos. Fonte: Autores.

No que se refere à acurácia global (AG), o SVM mantém valores elevados ao longo de toda a série, frequentemente próximos de 0,98, com valor médio de 0,97, indicando alta eficiência na classificação geral dos dados. Os valores de IoU também reforçam seu desempenho superior, com média de 0,50, evidenciando maior concordância entre os eventos detectados e a série de referência ao longo do tempo. Além disso, o SVM apresenta erro de omissão (EO) de 0,39 e erro de comissão (EC) de 0,25, indicando boa capacidade de detectar eventos reais e baixa incidência de falsos positivos.

Em contraste, o GMM, embora apresente acurácia global relativamente elevada (0,95), demonstra maior instabilidade temporal. Seu IoU médio é de 0,32, significativamente inferior ao do SVM, indicando menor concordância na identificação dos eventos extremos. Esse comportamento é acompanhado por elevados valores de erro de omissão (EO = 0,50) e erro de comissão (EC = 0,52), evidenciando tanto falhas na detecção de eventos reais quanto a ocorrência de falsos positivos. Assim, apesar de apresentar bom desempenho global, o GMM mostra limitações importantes na consistência das detecções.

O *Isolation Forest* (IF) apresenta desempenho intermediário entre os dois métodos. Sua acurácia global média é de 0,96 e o IoU atinge 0,47, indicando melhor desempenho em relação ao GMM, embora ainda inferior ao SVM. Os erros de omissão (EO = 0,34) e comissão (EC = 0,37) são mais moderados, sugerindo maior equilíbrio entre detecção de eventos e controle de falsos alarmes. Mesmo considerando a variabilidade temporal inerente aos dados, o SVM mantém desempenho elevado e relativamente estável ao longo do período analisado, o que sugere maior capacidade de adaptação às mudanças nos padrões históricos de precipitação. Esses resultados corroboram com Mdegela *et al.*, (2023) e Rezaiy e Shabri, (2025). Dessa forma, o SVM se destaca como o modelo de melhor desempenho geral, sendo o mais robusto, preciso e estável entre os três avaliados.

A análise sazonal evidenciou diferenças importantes no desempenho dos modelos entre a estação chuvosa (abril–julho) e a estação seca (agosto–março), conforme apresentado na Tabela 2.

Tabela 2. Sazonalidade dos modelos na detecção de eventos.

	SVM	IF	GMM
Estação Chuvosa	Precision: 0,783	Precision: 1	Precision: 0,984
	Recall: 0,634	Recall: 0,582	Recall: 0,422
	F1-score: 0,701	F1-score: 0,735	F1-score: 0,591
Estação Seca	Precision: 0,678	Precision: 0,404	Precision: 0,282
	Recall: 0,568	Recall: 0,823	Recall: 0,667
	F1-score: 0,618	F1-score: 0,542	F1-score: 0,397
CHI2	654,201	14,416	21,612
P-value	0	0,00015	0

Durante a estação chuvosa, o IF apresentou o melhor desempenho, com F1-score de 0,735, superando o SVM (0,701) e o GMM (0,591). Destaca-se que o IF atingiu precisão igual a 1,000 nesse período, indicando ausência de falsos positivos, embora com sensibilidade moderada (*recall* = 0,582). Por outro lado, na estação seca, o SVM apresentou o melhor desempenho (*F1-score* = 0,618), mantendo maior equilíbrio entre precisão (0,678) e sensibilidade (0,568). Nesse mesmo período, o IF apresentou redução significativa de precisão (0,404), indicando aumento de falsos alarmes fora do regime predominante de chuvas. O GMM apresentou os menores desempenhos em ambas as estações, com F1-score de 0,397 na estação seca.

Considerando o desempenho médio entre as estações, o SVM demonstrou maior robustez geral, evidenciando melhor capacidade de generalização sob diferentes regimes climáticos. O teste qui-quadrado indicou diferenças estatisticamente significativas na distribuição sazonal dos eventos detectados para todos os modelos ($p < 0,001$), confirmando a influência do regime climático sazonal sobre o desempenho dos algoritmos. Os limiares para detecção de anomalias foram definidos com base no 95º percentil do erro de reconstrução, em alinhamento com o fator de contaminação adotado para caracterização de eventos extremos. Com essa configuração, observou-se elevada concordância entre os métodos, com 625 eventos detectados simultaneamente e taxa de concordância superior a 94%, indicando que a escolha do limiar foi eficaz para promover consistência entre os algoritmos.

O desempenho dos modelos foi influenciado pelo regime pluviométrico, evidenciando detecção não estacionária ao longo do ano. O *Isolation Forest* apresentou melhor desempenho na estação chuvosa, favorecido pela maior ocorrência de extremos, mas perdeu precisão na estação seca. O SVM mostrou maior estabilidade entre as estações, indicando melhor capacidade de generalização sob

desequilíbrio de classes. Já o GMM teve desempenho inferior, possivelmente devido às suas suposições paramétricas frente à assimetria dos extremos.

Os resultados indicam que bom desempenho em períodos chuvosos não garante robustez anual, reforçando a importância da avaliação sazonal. Embora os modelos tenham sido treinados apenas com precipitação diária e o limiar R95p, a ausência de variáveis atmosféricas e fisiográficas é uma limitação. Ainda assim, o pré-processamento dos dados contribuiu para a robustez dos resultados.

5 - CONCLUSÃO

O SVM apresentou o melhor desempenho geral na detecção de eventos extremos de precipitação, com maior acurácia global, menor taxa de erros e maior sobreposição com a série de referência. O IF demonstrou bom desempenho na estação chuvosa, enquanto o GMM apresentou desempenho inferior em todas as análises. A análise sazonal evidenciou que o desempenho dos modelos depende do regime climático, sendo o SVM o mais robusto ao longo do ano. Esses resultados destacam o potencial do uso de algoritmos de aprendizado de máquina no monitoramento de eventos extremos em áreas urbanas. Como limitação, destaca-se o uso exclusivo da precipitação como variável de entrada. Estudos futuros podem incorporar variáveis atmosféricas adicionais para melhorar a capacidade preditiva dos modelos.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à Comunidade Interdisciplinar de Ação, Pesquisa e Aprendizagem (CIAPA) e ao Observatório das Metrópoles – Núcleo Recife do INCT/CNPq pelo suporte técnico-científico e pela disponibilização dos dados utilizados nesta pesquisa. Os autores também agradecem o apoio do Projeto de Pesquisa Universal [CNPq/MCTI nº 10/2023 – Universal], intitulado “As ZEIS do Recife em seus 40 anos: quais contribuições aportam às cidades brasileiras e latino-americanas como instrumento em prol do Direito à Cidade e de enfrentamento das desigualdades socioespaciais?”, que contribuiu para o desenvolvimento deste estudo. Este estudo foi financiado, em parte, pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES), por meio de bolsas de doutorado concedidas ao primeiro e terceiro autor sob os seguintes números de processo: nº 88887.13500/2025-00 e nº 88887.910305/2023-00. Houve também financiamento, em parte, pela Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia do Estado de Pernambuco (FACEPE) e pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) por meio da bolsa PIBIT processo nº BFI-3597-3.07/25(quarto autor) e PIBIC processo nº 146250/2025-7 (segundo autor).

REFERÊNCIAS

AFANDI, G.EL; MOUSTAFA, A.; IBRAHIM, S.; IRFAN, M. (2025). "*An In-Depth Analysis of Approaches for Forecasting Extreme Rainfall Events Leveraging Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning Techniques*". **Earth Systems and Environment** 9(1), pp. 1 – 10.

ANJOS, L.S.; ANJOS, R.S.; LUNA, V.F.; WANDERLEY, L.S. A. (2024). "Resgate histórico dos eventos extremos de precipitação e seus impactos no município do Recife-PE**". Revista Brasileira de Climatologia** 34(20), pp. 335 – 359.

BENABDELOUAHAB, T.; GADOUALI, F.; BOUDHAR, A.; LEBRINI, Y.; HADRIA, R. (2020). "*Analysis and trends of rainfall amounts and extreme events in the Western Mediterranean region*". **Theoretical and Applied Climatology** 141(1-2), pp. 309 – 320.

FONSECA, A.F.; RODRIGUES, D.T.; GONÇALVES, W.A.; CABRAL JÚNIOR, J.B.; SOUZA, D.O.; SILVA, C.M. S. (2025). "*Probability of sub-hourly extreme precipitation events in Recife, Brazil*". **Journal of South American Earth Sciences** 164(1), pp. 1 – 13.

LEE, J.; HONG, S.; LEE, J.H. (2014). "*An efficient prediction for heavy rain from big weather data using genetic algorithm*". In Anais Proceedings of the 8th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication, pp. 1 – 7.

MDEGELA, L.; MUNICIO, E.; BOCK, Y. de; LUHANGA, E.; LEO, J.; MANNENS, E. (2023). "*Extreme Rainfall Event Classification Using Machine Learning for Kikuletwa River Floods*". **Water** 15(6), pp. 1 – 17.

REZAIY, R.; SHABRI, A. (2025). "*Integrating wavelet transform and support vector machine for improved drought forecasting based on standardized precipitation index*". **Journal of Hydroinformatics** 27(2), pp. 320 – 337.

VASCONCELOS JUNIOR, F. C.; ZACHARIAH, M.; SILVA, T.L. do V.; SANTOS, E.P.; COELHO, C.A.S.; ALVES, L.M. (2024). "*An attribution study of very intense rainfall events in Eastern Northeast Brazil*". **Weather and Climate Extremes** 45(1), pp. 1 – 9.

XAVIER, A.C.; SCANLON, B.R.; KING, C.W.; ALVES, A.I. (2022). "*New improved Brazilian daily weather gridded data (1961–2020)*". **International Journal of Climatology** 42(16), pp. 8390 – 8404.