

# Avaliação da Chuva Acumulada na Previsão de Deslizamentos por Regressão Logística na Região Metropolitana do Recife

Roberto Quental Coutinho

Professor Titular de Engenharia Civil, UFPE, Recife, Brasil, roberto.coutinho@ufpe.br

Bruno Diego De Moraes

Doutorando em Geotecnia, Engenharia Civil, UFPE, Recife, Brasil, brunodiegom@ufpe.br

Betânia Queiroz da Silva

Pós-Doutoranda em Geotecnia, Engenharia Civil, UFPE, Recife, Brasil, betania.queiroz@ufpe.br

**RESUMO:** Os movimentos gravitacionais de massa (MGM) representam riscos naturais relevantes, com grande impacto humano, social e econômico. No Brasil, a chuva é o principal fator deflagrador desses eventos, sendo a Região Metropolitana do Recife (RMR) uma das mais afetadas. Entre 1988 e junho de 2022, Recife e Jaboatão dos Guararapes registraram 248 mortes por deslizamentos. Um dos episódios mais graves ocorreu em maio de 2022, com 133 mortes, sendo 128 por deslizamentos. Neste contexto, o estudo visa identificar qual intervalo de chuva acumulada (12h, 24h, 48h e 96h) apresenta maior capacidade preditiva para deslizamentos entre Recife e Jaboatão, utilizando regressão logística. Os modelos apresentaram acurácia superior a 70% e Curva ROC (AUC) acima de 80%. Entre os intervalos analisados, os acumulados de 48h e 96h apresentaram o melhor desempenho preditivo.

**PALAVRAS-CHAVE:** Movimentos Gravitacionais de Massa; Chuva acumulada; Regressão logística binária; Gestão de riscos.

**ABSTRACT:** Gravitational mass movements (GMMs) represent significant natural hazards, with considerable human, social, and economic impacts. In Brazil, rainfall is the main triggering factor of these events, with the Metropolitan Region of Recife (MRR) being one of the most affected areas. Between 1988 and June 2022, Recife and Jaboatão dos Guararapes recorded 248 fatalities due to landslides. One of the most severe episodes occurred in May 2022, resulting in 133 deaths, 128 of which were caused by landslides. In this context, the study aims to identify which accumulated rainfall interval (12 h, 24 h, 48 h, and 96 h) offers the highest predictive capacity for landslides in Recife and Jaboatão, using logistic regression. The models achieved accuracy rates above 70% and ROC curve (AUC) values exceeding 80%. Among the intervals analyzed, the 48 h and 96 h accumulations demonstrated the best predictive performance.

**KEYWORDS:** Gravitational Mass Movements; Rainfall Accumulation; Binary Logistic Regression; Risk Management.

## 1 INTRODUÇÃO

Os Movimentos de Gravitacionais de Massa (MGM) são fenômenos recorrentes no Brasil e no mundo, resultantes da interação entre fatores naturais e antrópicos. No contexto nacional, Macedo e Sandre (2022) apontam os MGM como a principal causa de mortes associadas a desastres geológicos. Entre 1988 e 2022, foram registrados 959 eventos em 16 estados brasileiros, com um total de 4.146 vítimas fatais.

Nas últimas décadas, observou-se um aumento na frequência e severidade dos desastres relacionados aos MGM no Brasil, associados a episódios de chuvas intensas. Esse padrão tem sido amplamente documentado em estudos nacionais, que destacam o papel da chuva como principal fator deflagrador e o agravamento dos impactos em áreas urbanizadas e vulneráveis (Coutinho et al., 2025).

Um caso representativo de movimentos gravitacionais induzidos por chuvas intensas ocorreu em 2022, quando a Região Metropolitana do Recife registrou mais de 200 mm de precipitação em apenas 24 horas, resultando em múltiplos deslizamentos de terra e um saldo trágico de 133 mortes (Marengo et al., 2023; Recife, 2023). Estudos recentes mostraram que, nesse mesmo evento, os solos monitorados permaneceram saturados

por vários dias, com elevada umidade em profundidade, favorecendo a deflagração de deslizamentos mesmo após o pico de chuva (Coutinho et al., 2023).

Neste contexto, o presente estudo tem como objetivo identificar qual intervalo de chuva acumulada (12h, 24h, 48h ou 96h) apresenta maior capacidade preditiva para a ocorrência de deslizamentos na região entre Recife e Jaboatão dos Guararapes. Para isso, será empregada a regressão logística, uma técnica estatística amplamente utilizada na modelagem de variáveis binárias a partir de variáveis explicativas.

## 2 ÁREA DE ESTUDO

### 2.1 Localização geográfica

A área em estudo está localizada entre os municípios de Recife e Jaboatão dos Guararapes, ao Sul da capital pernambucana, região Nordeste do Brasil, conforme ilustrado no mapa da Figura 1. Compreende uma extensão de aproximadamente 31 km<sup>2</sup>, composta por solos residuais derivados do Complexo Gnáissico-Migmatítico na porção noroeste e por solos sedimentares originados da Formação Barreiras, predominantes do centro ao sul da área. A ocupação urbana apresenta um padrão misto, com setores planejados por meio de loteamentos formais e diversas ocupações irregulares ao longo das bordas desses loteamentos e em áreas legalmente protegidas, como zonas de preservação ambiental. Consequentemente, as populações que habitam encostas e fundos de vale — áreas com restrições legais à ocupação — enfrentam múltiplos problemas socioambientais, relacionados à suscetibilidade geotécnica, risco de deslizamentos e deficiência em infraestrutura urbana.

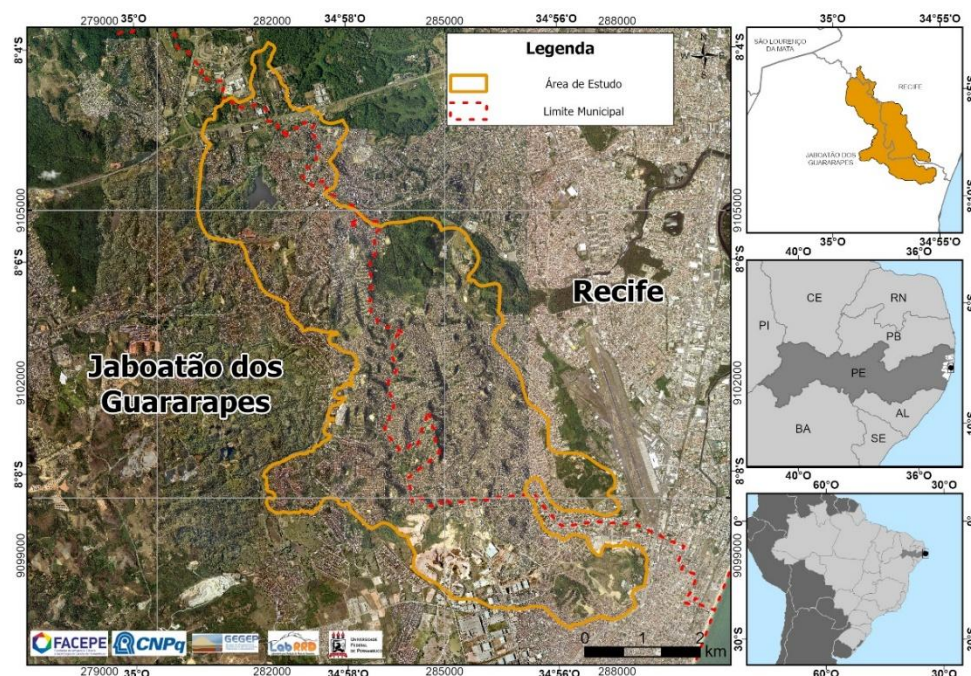


Figura 1. Mapa de localização da área de estudo. Fonte: Os Autores (2025).

### 2.2 Características climáticas

O clima da Região Metropolitana do Recife (RMR) é classificado como tropical litorâneo (As'), segundo a classificação de Köppen-Geiger, sendo caracterizado por chuvas concentradas nos meses de inverno. Esse regime pluviométrico é fortemente influenciado pelas massas de ar úmidas provenientes do Oceano Atlântico e pela atuação da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT). A região apresenta precipitação anual superior a 1.000mm, com temperatura média de 26,1 °C. O período mais chuvoso estende-se de março a agosto, com médias mensais superiores a 200mm, com o mês de junho registrando a maior média de precipitação em 30 anos, correspondente a 400mm, enquanto a estação seca ocorre entre setembro e fevereiro, conforme o apresentado na Figura 2.

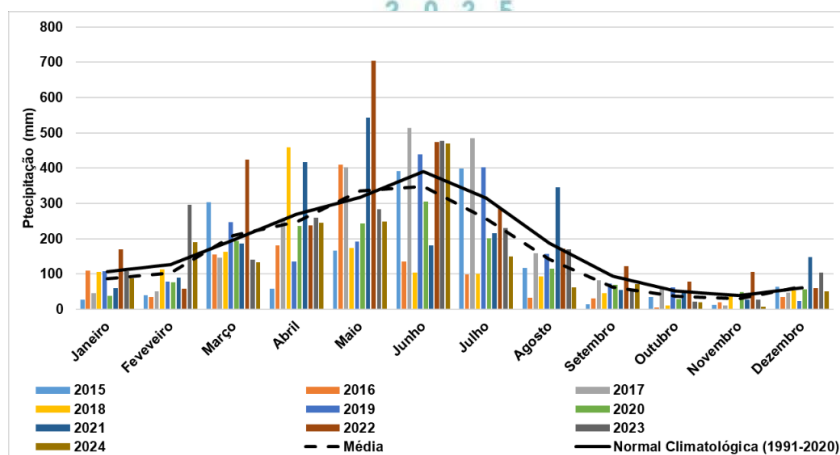


Figura 2. Precipitação média mensal (2015–2024) e normal climatológica (1991–2020).

## 2.1 Características físicas

Na área de estudo, predominam os depósitos da Formação Barreiras, nos setores elevados, e os Depósitos Aluvionares, nas planícies de fundo de vale. Os depósitos aluvionares são remanescentes da última transgressão marinha e foram retrabalhados por processos fluviais, resultando em sedimentos com diferentes granulometrias e graus de compactação (Coutinho, 2019). A Formação Barreiras, de origem continental e idade pliocênica, é composta por sedimentos areno-argilosos pouco consolidados, altamente friáveis e suscetíveis à erosão (Pfaltzgraff, 2003; Fontoura, Coutinho e Silva, 2022).

As Unidades Geomorfológicas do local apresenta colinas com topos tabulares e vales abertos, com amplitude altimétrica de 84 metros. As áreas convexas concentram água superficial, favorecendo a formação de canais e deslizamentos em encostas íngremes. Já nos fundos de vale, ocorrem rampas coluvionares suavemente inclinadas, situadas em segmentos côncavos. (Florenzano, 2008; IPT, 2002).

## 3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Os procedimentos metodológicos foram compostos pelas seguintes etapas: i) Elaboração de um banco de dados com base nas ocorrências de deslizamentos fornecidas pelas prefeituras dos dois municípios entre 2019 e 2022; ii) Construção de um banco de dados com os registros pluviométricos provenientes dos pluviômetros do Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais (CEMADEN) no mesmo período; iii) Correlação entre os dados de chuva acumulada e os dias com e sem deslizamento; iv) Aplicação e análise dos resultados por meio da técnica de regressão logística binária; v) Identificação do intervalo de chuva acumulada mais representativo para fins preditivos. A definição desses valores de referência busca fornecer subsídios técnicos para a atuação dos órgãos responsáveis pela gestão de riscos e defesa civil, favorecendo a tomada de decisões e a emissão de alertas de forma clara e eficiente.

### 3.1 Regressão Logística

A regressão logística é uma técnica de mineração de dados utilizada para estimar a probabilidade desconhecida de ocorrência de um determinado evento com base nos valores de outras variáveis explicativas. Essa abordagem é especialmente adequada quando a variável de interesse (ou resposta) é categórica, em geral binária, assumindo dois possíveis resultados (por exemplo, 0 ou 1). A partir do modelo ajustado, é possível calcular a probabilidade de ocorrência do evento para uma dada observação (Valgas, 2022).

Para que o modelo apresente um bom ajuste aos dados, parte-se de alguns pressupostos fundamentais: os preditores devem ser não correlacionados entre si, devem apresentar relação estatisticamente significativa com a variável de resposta e, além disso, as observações ou elementos de dados do modelo também devem ser não correlacionados (Hilbe, 2015).

A análise deste estudo foi realizada a partir da construção de um banco de dados em que, para cada hora do dia, foram calculados os valores de chuva acumulada nos intervalos de 12, 24, 48 e 96 horas. Em seguida, foi selecionado o maior valor de chuva acumulada por dia para cada uma dessas janelas de tempo. Cada registro de chuva acumulada máxima com valor superior a zero foi então classificado como dia com deslizamento





(valor 1) ou sem deslizamento (valor 0). As variáveis independentes adotadas foram os diferentes valores máximos diários de chuva acumulada nos intervalos de 12h, 24h, 48h e 96h. A escolha dessas variáveis fundamenta-se no histórico brasileiro, em que deslizamentos de terra estão frequentemente associados a episódios de chuvas intensas.

No total, foram identificados 114 dias com ocorrência de deslizamentos, enquanto o número de registros sem ocorrência ultrapassou 1.000 casos. Para evitar o desbalanceamento das classes, que poderia comprometer o desempenho preditivo do modelo conforme aponta Valgas (2022), os bancos de dados referentes a cada intervalo de chuva acumulada foram balanceados por meio da seleção aleatória de 114 dias sem deslizamento, igualando o número de casos nas duas categorias.

### 3.2 Métricas de Avaliação de Desempenho

O modelo foi calibrado com base em um conjunto de dados balanceado, e sua performance foi avaliada por meio de métricas como a matriz de confusão, consequentemente a Acurácia, Sensibilidade, Especificidade e a Curva Característica de Operação do Receptor (ROC). Essas métricas permitiram validar o desempenho preditivo do modelo e sua aplicabilidade como ferramenta de apoio à gestão de riscos.

A matriz de confusão é um meio tradicional de classificação da regressão logística, informando o que foi corretamente e incorretamente previsto (Hilbe, 2015). Os quatro elementos principais da matriz são:

- Verdadeiro Positivo (VP): casos corretamente classificados como positivos.
- Falso Positivo (FP): casos negativos incorretamente classificados como positivos.
- Falso Negativo (FN): casos positivos incorretamente classificados como negativos.
- Verdadeiro Negativo (VN): casos corretamente classificados como negativos.

Através dos elementos da matriz de confusão é possível calcular os demais parâmetros, vale ressaltar que neste estudos os resultados foram definidos utilizando um ponto de corte (*cutoff*) de 0,5 que é o mais comumente utilizado.

- Acurácia: É a proporção de previsões corretas (tanto verdadeiros positivos quanto verdadeiros negativos) em relação ao total de casos.
- Sensibilidade: Refere-se à capacidade de obter um resultado positivo para algo que realmente aconteceu.
- Especificidade: trata-se de um resultado negativo para algo que realmente não aconteceu.

A curva ROC é uma ferramenta que avalia a capacidade de um modelo em discriminar entre dias positivos e negativos, relacionando a sensibilidade com  $1 - \text{especificidade}$  para diferentes pontos de corte. A área sob a curva (AUC), que varia de 0,5 a 1,0, indica o desempenho discriminatório do modelo. Segundo Hosmer (2013),  $AUC = 0,5$  indica ausência de discriminação; entre 0,5 e 0,7, discriminação fraca; entre 0,7 e 0,8, aceitável; entre 0,8 e 0,9, excelente; e  $\geq 0,9$ , discriminação excepcional.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

### 4.1 Distribuição espacial dos deslizamentos na área de estudo

A área em estudo é caracterizada por recorrentes processos de deslizamentos, especialmente durante períodos de elevada pluviometria. As análises espaciais das ocorrências registradas entre 2019 e 2022 identificaram uma concentração dos deslizamentos em um padrão que se estende do noroeste ao sudeste, em sentido anti-horário (Figura 3). Nos anos de 2019 e 2021, foram registrados, respectivamente, 175 e 176 deslizamentos, evidenciando uma distribuição espacial semelhante em anos com índices pluviométricos comparáveis. Em contraste, o ano de 2020 apresentou um volume de chuvas significativamente menor, com apenas 29 deslizamentos registrados. Já em 2022, a Região Metropolitana do Recife (RMR) enfrentou o maior desastre hidrometeorológico do período analisado, com 535 deslizamentos inventariados na área. Esse número expressivo reflete o aumento acentuado na frequência e intensidade desses processos, diretamente relacionado aos elevados volumes de chuva, que ultrapassaram 200 mm em 24 horas.

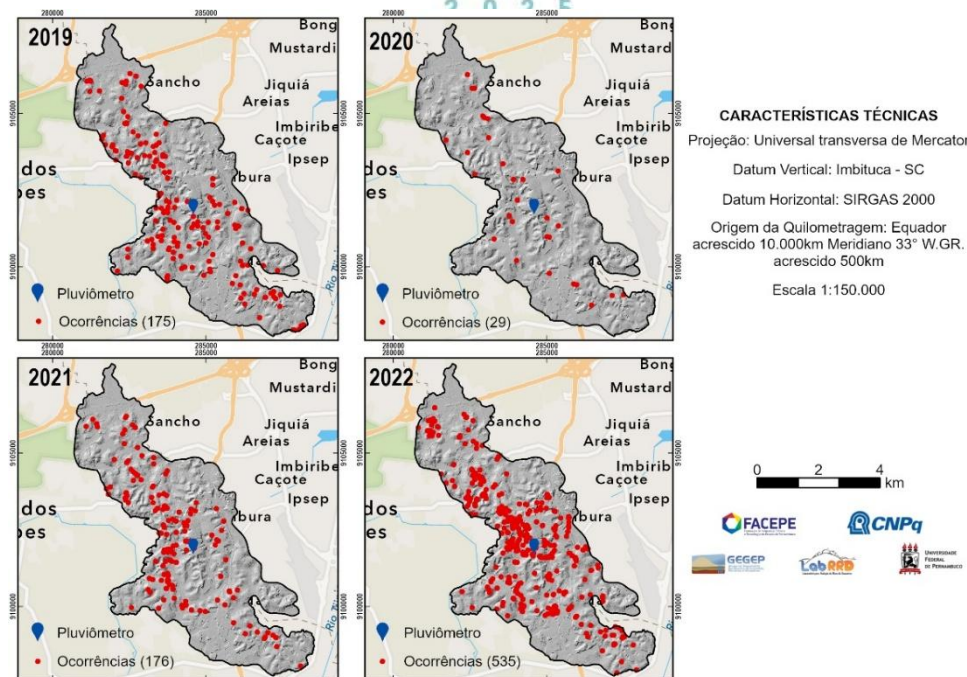


Figura 3 - Localização dos deslizamentos ocorridos na área de estudo entre 2019 e 2022.

#### 4.2 Correlação entre chuva acumulada e deslizamento

A Tabela 1 apresenta de forma sucinta os principais coeficientes e métricas dos modelos logísticos desenvolvidos. Os intervalos de confiança dos coeficientes não incluem o valor zero, o que, assim como os valores de p-value inferiores a 0,05, permite rejeitar a hipótese nula e confirma a significância estatística das variáveis explicativas. Observa-se ainda que o  $R^2$  Deviance aumentou com o tempo de chuva acumulada, atingindo seu valor máximo de 32,16% no modelo com a variável “chuva acumulada em 96 horas”. Esse indicador expressa a melhoria do ajuste em relação ao modelo nulo. Conforme destacado por Hosmer et al. (2013), valores relativamente baixos de pseudo- $R^2$  são comuns em modelos de regressão logística e não comprometem, por si só, a qualidade do ajuste.

Tabela 1. Coeficientes, intervalo de confiança e métrica  $R^2$  Deviance para os modelos de regressão logística baseados em diferentes janelas de chuva acumulada.

Acúmulo (h)	$\beta_0$ (Constante)	$\beta_1$ (Coef.)	IC 95% do OR	Valor-P	$R^2$ Deviance
12h	-1,331	0,1042	1,0717 – 1,1493	5,0e-09	24,56%
24h	-1,114	0,0507	1,0332 - 1,0712	3,5e-08	18,45%
48h	-1,614	0,0572	1,0405 - 1,0777	1,6e-10	30,24%
96h	-1,810	0,0356	1,0256 - 1,0472	2,0e-11	32,16%

As variáveis de chuva acumulada em 12h, 24h, 48h e 96h apresentaram coeficientes positivos e estatisticamente significativos ( $p \leq 0,05$ ), indicando uma associação direta com a probabilidade de ocorrência de deslizamentos. Os odds ratios estimados foram de aproximadamente 1,109 para 12h, 1,052 para 24h, 1,059 para 48h e 1,036 para 96h, o que implica que, para cada incremento de 1 mm na chuva acumulada nesses respectivos intervalos, a chance de ocorrência de deslizamento aumenta em cerca de 11%, 5%, 6% e 4%.

A Figura 4 apresenta a relação entre a chuva acumulada e a probabilidade estimada de ocorrência de deslizamentos, conforme os modelos desenvolvidos. A partir da análise gráfica, foi possível extrair os limiares de precipitação associados a diferentes níveis de probabilidade de deslizamento para os intervalos de 12h, 24h, 48h e 96h, conforme detalhado na Tabela 2.

Para facilitar a interpretação dos resultados, adotou-se a linguagem calibrada proposta pelo Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC), apresentada em Mastrandrea et al. (2010). As probabilidades foram agrupadas em três categorias descritivas: “Provável” (probabilidade  $\geq 66\%$ ), “Muito Provável” ( $\geq 90\%$ ) e “Altamente Provável” ( $\geq 99\%$ ).

2025

Por exemplo, no intervalo de 48 horas, valores de chuva acumulada superiores a 147 mm indicam uma probabilidade de deslizamento superior a 99,9%, sendo assim classificados como “Altamente Prováveis”. Essa abordagem permite interpretar os resultados de forma integrada, qualitativa e quantitativamente, favorecendo tanto a comunicação de risco quanto a definição de níveis operacionais de alerta.

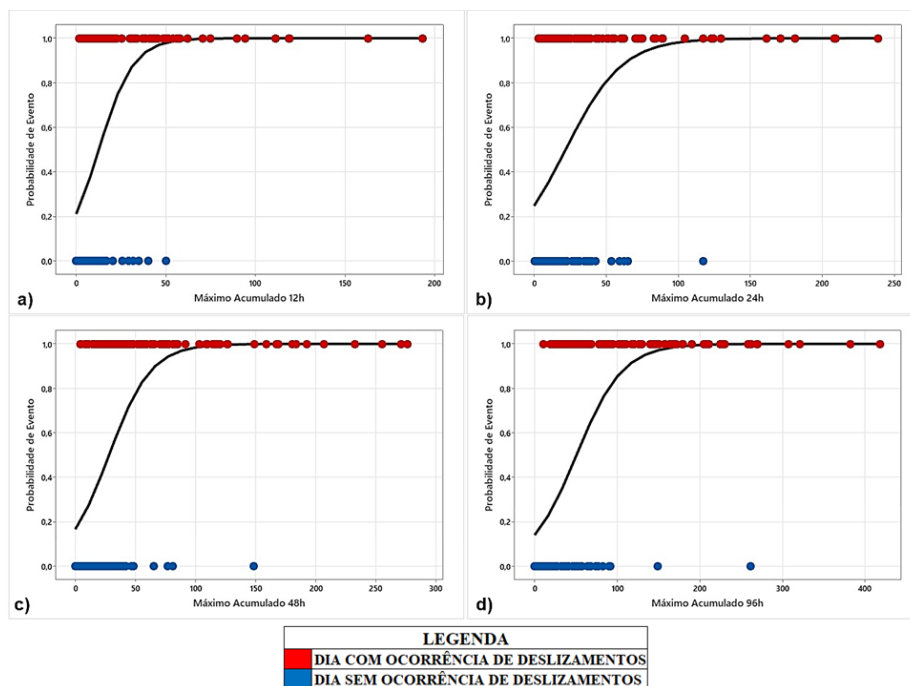


Figura 4. Relação entre Chuva Acumulada e Probabilidade de Deslizamento: a) 12h; b) 24; c) 48h e d) 96h.

Tabela 2. Limiares de Chuva Acumulada (em mm) Associados à Probabilidade de Deslizamentos.

Probabilidade					
	66%	80%	90%	99,9%	100.0%
Chuva Acumulada					
12h	20 mm	26 mm	34 mm	79 mm	> 79 mm
24h	38 mm	49 mm	65 mm	158 mm	> 158 mm
48h	42 mm	52 mm	67 mm	147 mm	> 147 mm
96h	73 mm	90 mm	112 mm	244 mm	> 244 mm
Classificação IPCC (2010)	Provável		Muito Provável		Altamente Provável

A avaliação do desempenho preditivo dos modelos logísticos, realizada com base na matriz de confusão apresentado na Figura 5, demonstrou variações importantes nos indicadores de acerto e erro conforme a janela de chuva acumulada considerada. A taxa de verdadeiro positivo, que representa a proporção de eventos corretamente classificados como deslizamentos, variou entre 57% e 68%, indicando melhor capacidade de detecção para janelas mais amplas (48 e 96h). As taxas de falso positivo, oscilaram entre 14% e 17%, sugerindo um aumento sutil nos falsos alarmes com o aumento da janela temporal.

A taxa de falso negativo (FN), foi mais elevada nos modelos de 12h (39%) e 24h (43%), indicando limitações na sensibilidade para eventos mais recentes. Já a taxa de verdadeiro negativo, manteve-se alta em todos os modelos, variando entre 84% e 86%, o que evidencia boa especificidade. Esses resultados sugerem que os modelos com janelas de 48h e 96h oferecem melhor equilíbrio entre sensibilidade e especificidade na previsão de deslizamentos.

A Figura 6 apresenta as métricas de qualidade dos modelos de regressão logística, evidenciando que a acurácia variou entre 71% e 77%; a sensibilidade, parâmetro com maior variação (57–68%) e menores valores absolutos, indicou maior dificuldade na identificação dos casos positivos (com deslizamento), enquanto a especificidade variou menos (83–86%) e foi superior, revelando maior eficácia na previsão dos casos negativos. A AUC variou de 81% a 88%, sendo considerada excelente, especialmente nos modelos de 48h e

96h, que apresentaram maior poder discriminativo. De modo geral, os modelos com 48h e 96h de chuva acumulada demonstraram melhor desempenho preditivo, com leve superioridade do modelo de 48h, embora os resultados também indiquem a necessidade de melhorar a sensibilidade por meio do ajuste do ponto de corte ou da inclusão de variáveis adicionais.

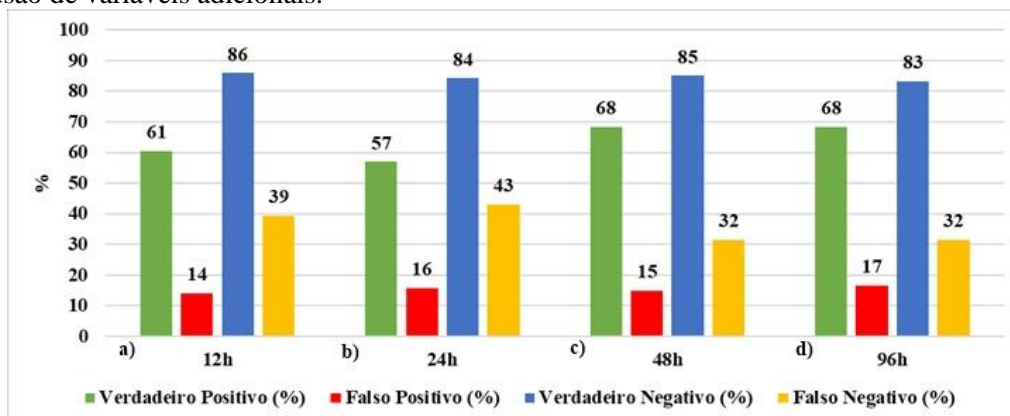


Figura 5. Resultados da matriz de confusão para os modelos baseados em: a) 12h; b) 24h; c) 48h; e d) 96h de chuva acumulada.

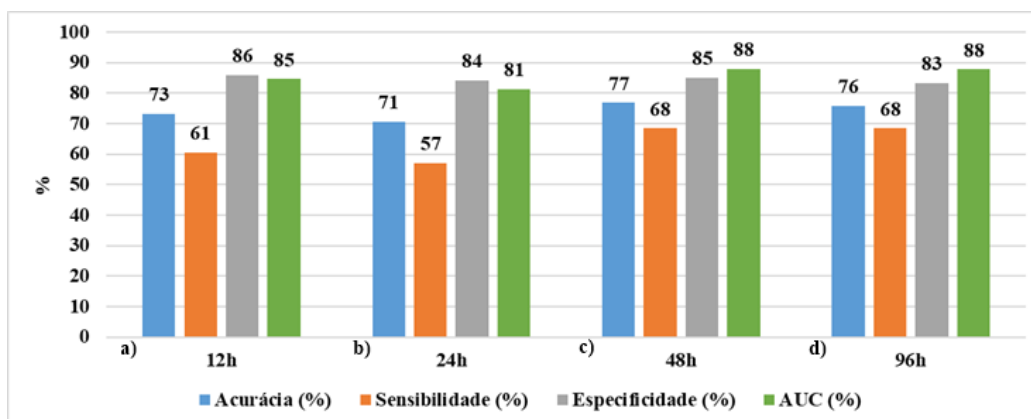


Figura 6. Medidas de Qualidade do Ajuste: Acurácia, Sensibilidade, Especificidade e AUC para: a) 12h; b) 24h; c) 48h; e d) 96h de chuva acumulada.

## 5 CONCLUSÃO

Este estudo investigou a relação entre diferentes janelas de chuva acumulada (12h, 24h, 48h e 96h) e a ocorrência de deslizamentos na Região Metropolitana do Recife, utilizando modelos de regressão logística binária. Os resultados indicaram que todas as variáveis analisadas apresentaram coeficientes positivos e estatisticamente significativos ( $p \leq 0,05$ ), com acurácia acima de 70% e AUC variando de 81% a 88%.

Os modelos baseados nos acumulados de 48h e 96h se destacaram por seu maior poder discriminativo e melhor equilíbrio entre sensibilidade e especificidade, destacando o modelo de 48h por sua ligeira superioridade em desempenho. Já o modelo com 12h de acumulação, embora apresente menor sensibilidade, mostrou-se relevante para a detecção de eventos extremos com resposta rápida à chuva intensa.

A definição de limiares de chuva associados a diferentes níveis de probabilidade, com base na linguagem do IPCC, oferece um instrumento útil para a comunicação de alertas. Os achados deste trabalho podem contribuir significativamente para o aprimoramento dos sistemas de monitoramento e gestão de riscos em áreas urbanas vulneráveis.

## AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à CAPES, ao CNPq e à FACEPE pelo apoio à pesquisa e concessão de bolsas. Estendem, ainda, seus agradecimentos ao Grupo de Engenharia Geotécnica de Encostas, Planícies e Desastres (GEGEP/UFPE) pelo suporte técnico e institucional imprescindível ao desenvolvimento deste trabalho.





## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alheiros, M.M., Lima Filho, M.F., Monteiro, F.A.J., Oliveira Filho, J.S. (1988). Sistemas deposicionais na Formação Barreiras no Nordeste Oriental. *Sociedade Brasileira de Geologia, Anais do XXXV Congresso Brasileiro de Geologia*, Belém, 2, p. 753–760.
- Bandeira, A.P.N., Coutinho, R.Q. (2015). Critical rainfall parameters: proposed landslide warning system for the Metropolitan Region of Recife, PE, Brazil. *Soils and Rocks*, 38(1), p. 27–48. Disponível em: <http://doi.org/10.28927/SR.381027>.
- Coutinho, R.Q., Ehrlich, M., Futai, M.M., Bressani, L.A., Lacerda, W.A., & Moraes, B.D. (2025). Gravitational mass movements in Brazil: causes, consequences, and solutions. *Soils and Rocks*, 48(3), e2025001625. <https://doi.org/10.28927/SR.2025.001625>
- Coutinho, R.Q., Moraes, B.D., Mendes, R.M., & Andrade, M.R.M. (2023). Alert scenarios for the Metropolitan Region of Recife-PE based on monitoring of rainfall and soil humidity – a case study. *Soils and Rocks*, 46(4), e2023008323.
- Coutinho, R.Q. (Coord.). (2019). *Elaboração das cartas de aptidão à urbanização face aos desastres naturais para a área de intervenção dos municípios de Abreu e Lima, Camaragibe, Cabo de Santo Agostinho e Jaboatão dos Guararapes, PE*. Convênio: SEDEC/MDR/UFPE/GEGEP. Recife, PE.
- Coutinho, R.Q., Severo, R.N.F. (2009). Investigação geotécnica para projeto de estabilidade de encostas. In: *5ª Conferência Brasileira de Estabilidade de Encostas – COBRAE*, São Paulo, p. 55.
- Florenzano, T.G. (2008). *Geomorfologia: conceitos e tecnologias atuais*. São Paulo: Oficina de Textos.
- Fontoura, T., Coutinho, R., Silva, F. (2022). Geochemical and mineralogical contributions in the study of sedimentary rock (Barreiras Formation) soils, Recife/Brazil: implications for landslides. *Geotechnical and Geological Engineering*, 41. <https://doi.org/10.1007/s10706-022-02274-8>.
- Froude, M.J., Petley, D.N. (2018). Global fatal landslide occurrence from 2004 to 2016. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 18(8), p. 2161–2181. Disponível em: <http://doi.org/10.5194/nhess-18-2161-2018>.
- Hilbe, J.M. (2015). *Practical Guide to Logistic Regression*. Boca Raton: CRC Press, Taylor & Francis Group. A Chapman & Hall Book.
- Hosmer, D.W., Lemeshow, S., Sturdivant, R.X. (2013). *Applied Logistic Regression*. 3rd ed. Hoboken, NJ: Wiley.
- Instituto de Pesquisas Tecnológicas – IPT. (2002). *Assessoria técnica para a estabilização de encostas, recuperação da infraestrutura urbana e reurbanização das áreas de risco atingidas por escorregamentos na área urbana do município de Campos do Jordão, SP*. Relatório Técnico 64.399, São Paulo.
- Macedo, E.S., Sandre, L.H. (2022). Mortes por deslizamentos no Brasil: 1988 a 2022. *Revista Brasileira de Geologia de Engenharia e Ambiental*, 12(1), p. 110–117.
- Mastrandrea, M.D., Field, C.B., Stocker, T.F., Edenhofer, O., Ebi, K.L., Frame, D.J., Held, H., Kriegler, E., Mach, K.J., Matschoss, P.R., Plattner, G.-K., Yohe, G.W., Zwiers, F.W. (2010). *Guidance Note for Lead Authors of the IPCC Fifth Assessment Report on Consistent Treatment of Uncertainties*. Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC).
- Pfaltzgraff, P.S. et al. (2003). *Sistema de informações geoambientais da Região Metropolitana do Recife*. Recife: CPRM – Serviço Geológico do Brasil.
- Recife. Secretaria Executiva de Assistência Social – SUAS. (2023). *Boletim Informativo nº 003/2023*. Recife, PE: SUAS.
- Valgas, R.A. (2022). *Aplicação da regressão logística em dados experimentais utilizando o software R*. Pelotas: Embrapa, 29 p.