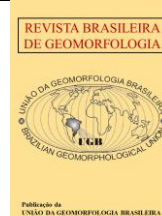




<https://rbgeomorfologia.org.br/>
ISSN 2236-5664



Artigo de Pesquisa

Estrutura Integrada Geoestatística e Machine Learning para Prever Surgências e Canalículos nos Diques da Hidrelétrica Belo Monte Utilizando Dados de Sondagem

An Integrated Geostatistical–Machine Learning Framework for Predicting Resurgence and Canalculi in the Belo Monte Hydropower Dikes Using Borehole Data

Edivaldo José Silva Junior ¹, Rodrigo de Lima Rodrigues ², Debora de Oliveira Fernandes ³, Adriana Elisabete Limberger ⁴, Caio Gorla Nogueira ⁵, Jiam Pires Frigo ⁶, Erlene Diogo Krajewski ⁷, Luan Reginato ⁸

¹ Itaipu Parquetec, CEASB, Foz do Iguaçu, Brasil. E-mail: edivaldo.jsj@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4527-223X>

² Itaipu Parquetec, CEASB, Foz do Iguaçu, Brasil. E-mail: rodrigo.lr@itaipuparquetec.org.br

ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-2705-7507>

³ Itaipu Parquetec, CEASB, Foz do Iguaçu, Brasil. E-mail: deboraof@itaipuparquetec.org.br

ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-3588-035X>

⁴ Itaipu Parquetec, CEASB, Foz do Iguaçu, Brasil. E-mail: adriana.limberger@itaipuparquetec.org.br

ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-6725-3670>

⁵ Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho (UNESP), Bauru, Brasil. E-mail: caio.nogueira@unesp.br

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1888-7637>

⁶ Universidade Federal da Integração Latino Americana (UNILA), Foz do Iguaçu, Brasil. E-mail: jiam.frigo@unila.edu.br

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5392-4376>

⁷ Norte Energia S.A., Altamira, Brasil. E-mail: erlenekrajewski@norteenergiasa.com.br

ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-3315-336X>

⁸ Itaipu Parquetec, CEASB, Foz do Iguaçu, Brasil. E-mail: luan.reginato@itaipuparquetec.org.br

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0649-792X>

Recebido: 02/10/2025; Aceito: 09/02/2026; Publicado: 17/03/2026

Resumo: O Complexo Hidrelétrico de Belo Monte, localizado no rio Xingu, em Altamira (PA), é composto pelas usinas Pimental e Belo Monte e por um reservatório intermediário contido por 28 diques, majoritariamente fundados sobre solos residuais de migmatito. Durante a construção e o início da operação, cavidades tubulares denominadas canalículos e processos de surgência foram identificados a jusante de diversos diques. Entretanto, os controles espaciais desses fenômenos ainda são pouco compreendidos em ambientes lateríticos tropicais. Este estudo propõe uma abordagem integrada de geoestatística e *machine learning* para a predição espacial de surgências e canalículos. A *Krigagem* Ordinária foi aplicada para modelar a elevação do contato do Solo Residual Jovem (SRJ) a partir de aproximadamente 450 sondagens. Em seguida, o modelo foi extrapolado para áreas a jusante sem dados diretos de subsolo por meio de regressão por *Support Vector Machine* (SVM). O modelo digital do terreno foi integrado ao modelo de contato do SRJ para identificar zonas potenciais de afloramento associadas às surgências. Indicadores estatísticos espaciais baseados em métricas de menor distância foram empregados para quantificar a correspondência entre áreas previstas e ocorrências mapeadas em campo. Os resultados indicam forte concordância espacial entre as zonas de afloramento do SRJ e os pontos de surgência e canalículos em cinco diques representativos, com menores distâncias médias variando de 4.4 a 50.6 m. A validação cruzada dos modelos de SRJ apresentou

desempenho preditivo satisfatório (RMSE entre 4,16 e 9,56 m para *krigagem* e entre 3,36 e 10,65 m para SVM). A metodologia constitui ferramenta replicável e de baixo custo para apoio à segurança de barragens em ambientes tropicais.

Palavras-chave: Segurança de Barragens; MVS; krigagem ordinária; predição espacial; canalículo

Abstract: The Belo Monte Hydroelectric Complex, located on the Xingu River in Altamira, Pará, Brazil, includes two power plants: Pimental, built directly on the riverbed, and Belo Monte, which uses water diverted from an intermediate reservoir. This reservoir is contained by 28 dikes, mostly underlain by migmatite residual soils. During construction and early operation, tubular cavities known as canaliculi and associated resurgence processes were identified downstream of several dikes. However, the spatial controls governing these phenomena remain poorly understood in tropical lateritic environments. This study proposes an integrated geostatistical-machine learning framework for the spatial prediction of resurgence and canaliculi. Ordinary Kriging was applied to model the elevation of the Young Residual Soil (YRS) contact surface using approximately 450 borehole records. The model was subsequently extrapolated to downstream areas lacking direct subsurface data through Support Vector Machine (SVM) regression. A digital terrain model was combined with the modeled YRS contact to identify potential outcrop zones associated with resurgence. Spatial statistical indicators based on minimum-distance metrics were developed to quantify the correspondence between predicted outcrop areas and field-mapped occurrences. The results show strong spatial agreement between predicted YRS outcrop zones and mapped resurgence and canaliculi points across five representative dikes, with average shortest distance ranging from 4.4 to 50.6 m. Cross-validation indicated satisfactory predictive performance of the YRS digital model, with RMSE values between 4.16 and 9.56 m for kriging and between 3.36 and 10.65 m for SVM. The proposed framework provides a replicable and cost-effective predictive tool for dam safety management, supporting the definition of priority inspection corridors and early detection of anomalous resurgence and canaliculi behavior in tropical dam foundations.

Keywords: dam safety; support vector machine; ordinary kriging; spatial prediction; canaliculi.

1. Introdução

A ocorrência de canalículos em fundações de barragens representa um desafio significativo à segurança de estruturas hidráulicas em ambientes tropicais, pois sua presença pode intensificar condições de escoamento preferencial, favorecendo processos de erosão interna, amplamente conhecido como *piping* (Bjornberg et al., 1994). Apesar de sua relevância prática, o conhecimento sobre sua gênese, distribuição espacial e evolução temporal ainda se baseia majoritariamente em observações empíricas e estudos de caso, o que limita uma compreensão abrangente de seu comportamento hidráulico e geotécnico (Jury, 1989). Nesse contexto, embora a literatura registre avanços na caracterização geotécnica e geomorfológica dos canalículos, persistem lacunas importantes quanto à integração de dados de subsuperfície, análises espaciais e modelos preditivos capazes de antecipar áreas suscetíveis à infiltração associada aos canalículos.

1.1. Aplicação de Métodos Geoestatísticos e de Aprendizado de Máquina em Barragens

O avanço das técnicas de análise espacial e a crescente disponibilidade de dados geotécnicos e topográficos têm incentivado o uso de métodos baseados em geoestatística e aprendizado de máquina na avaliação do comportamento de barragens (Namyslowska e Wynalek, 2017).

Enquanto a geoestatística permite a modelagem explícita da continuidade espacial de variáveis geotécnicas, os métodos de aprendizado de máquina se destacam pela capacidade de capturar relações não lineares e padrões complexos em conjuntos de dados espaço-temporais (Chen et al., 2021). Estudos recentes indicam uma tendência ao uso de abordagens híbridas que integram a dependência espacial com a capacidade preditiva, ampliando os processos de suporte à decisão em segurança de barragens (Leal-Villaseca et al., 2025).

No entanto, aplicações sistemáticas dessas metodologias voltadas à predição espacial de processos associados aos canalículos e à infiltração ainda são incipientes, especialmente em ambientes tropicais, o que justifica a abordagem adotada neste estudo.

1.1.1. Abordagens geoestatísticas para modelagem e monitoramento de fenômenos em barragens

Os primeiros estudos que aplicaram a geoestatística à análise do comportamento de barragens empregaram, predominantemente, a krigagem para a interpolação espacial e espaço-temporal de variáveis medidas por sistemas de monitoramento, como deslocamentos e recalques, com o objetivo de caracterizar a distribuição espacial dessas respostas ao longo da estrutura (Namyslowska e Wynalek, 2017).

Um estudo realizado na Barragem de Diama, no rio Senegal, aplicou técnicas geoestatísticas, em especial a krigagem, para caracterizar o contexto hidrogeológico do aquífero aluvial do delta e avaliar o potencial de recuperação de áreas salinizadas. Com base em dados estratigráficos e piezométricos provenientes de uma rede de poços de monitoramento, os autores demonstraram que a espessura da camada argilosa superficial controla a delimitação de áreas adequadas à atividade agrícola, evidenciando a relevância da modelagem espacial em avaliações hidrogeológicas de estruturas hidráulicas (Babacar e Denis, 1999).

Dai et al. (2016) aplicaram modelagem espaço-temporal a dados de deformação de barragens com o objetivo de filtragem de ruído, interpolação de áreas não monitoradas e previsão do comportamento estrutural. Os autores demonstraram que métodos tradicionais baseados em pontos negligenciam a correlação espacial e propuseram o Filtro de Kalman Espaço-Temporal (*Spatiotemporal Kalman Filter – STKF*), que integra campos espaciais baseados em krigagem com estimativa recursiva, destacando o valor de abordagens espaço-temporais integradas em análises geotécnicas de estruturas hidráulicas.

Namyslowska e Wynalek (2017) aplicaram métodos geoestatísticos a dados de monitoramento geodésico para investigar padrões espaciais de deslocamento em estruturas hidráulicas, demonstrando que a krigagem possibilita a representação da continuidade espacial das variáveis observadas a partir de medições pontuais.

Apesar de sua robustez estatística e interpretabilidade, esses métodos apresentam limitações na representação de comportamentos não lineares, o que restringe sua aplicação na modelagem geométrica de fundações associadas a processos hidrogeotécnicos, como a infiltração e a evolução de canalículos (Leal-Villaseca et al., 2025).

1.1.2. Métodos de Aprendizado de Máquina para modelagem e monitoramento de fenômenos em barragens

A partir de 2010, diversos estudos passaram a empregar algoritmos de aprendizado de máquina na análise de dados de monitoramento de barragens, impulsionados principalmente pela crescente disponibilidade de longas séries temporais e pela necessidade de representar relações não lineares entre as variáveis observadas (Ruan et al., 2023).

Wang e Chai (2024), aplicaram redes neurais recorrentes (*Recurrent Neural Networks – RNNs*) e suas variantes para a previsão de séries temporais de pressão neutra em taludes de barragens de terra. Os autores demonstraram que as redes recorrentes são capazes de capturar padrões temporais relevantes exclusivamente a partir de dados de monitoramento, reforçando o potencial dessas técnicas como ferramentas complementares aos métodos convencionais em análises de segurança de barragens e estabilidade de taludes.

Hariri-Ardebili e Salazar (2020), investigaram o uso de técnicas de *soft computing* integradas a simulações numéricas com o objetivo de reduzir o custo computacional de análises de incerteza em barragens. Ao avaliar variáveis relacionadas a materiais, geometria e nível do reservatório, os autores demonstraram que as redes neurais artificiais alcançaram maior acurácia preditiva, com erros inferiores a 1%, destacando o potencial do aprendizado de máquina como complemento aos modelos numéricos tradicionais em análises de confiabilidade estrutural.

Chen et al. (2021) propuseram um modelo dinâmico de alerta precoce para deformações em barragens, baseado na fusão de características espaço-temporais e técnicas de aprendizado profundo. O método integra a Decomposição em Modos Ortogonais Próprios (*Proper Orthogonal Decomposition – POD*), o *Deep Kernel Extreme Learning Machine* (DKELM) e um modelo de nuvem, possibilitando a captura de não linearidades espaciais, aleatoriedade e incertezas temporais nos dados de deformação.

Ruan et al. (2023) propuseram um modelo proativo de controle de segurança para barragens de rejeitos baseado na integração de redes neurais convolucionais em grafos (*Graph Convolutional Networks – GCN*) e redes *gated recurrent unit* (GRU), incorporando um mecanismo de atenção temporal. O método apresentou maior acurácia preditiva e maior capacidade de antecipar variações críticas em parâmetros de segurança, evidenciando o potencial do aprendizado profundo baseado em grafos para o aprimoramento da prevenção e do controle de riscos em barragens de rejeitos.

1.1.3. Integração entre Geoestatística e Aprendizado de Máquina (Modelos Híbridos)

Processos Gaussianos e a krigagem tradicional são amplamente utilizados na modelagem espaço-temporal; contudo, pressupõem estacionariedade e normalidade dos dados e implicam elevados custos computacionais quando aplicados a grandes conjuntos de dados (Leal-Villaseca et al., 2025). Estudos mais recentes indicam uma convergência metodológica entre a geoestatística e o aprendizado de máquina, com o desenvolvimento de modelos espaço-temporais híbridos aplicados à análise do comportamento de barragens.

Chen et al. (2021) demonstraram que a deformação de barragens apresenta forte variabilidade espaço-temporal que não é capturada por avaliações convencionais baseadas em pontos. Para contornar essa limitação, os autores propuseram uma metodologia integrada que combina *clustering* espaço-temporal com aprendizado de máquina em conjunto *multi-saída*, incorporando correlações entre regiões adjacentes da barragem, e obtiveram elevado desempenho preditivo a partir de dados reais de deslocamento.

Leal-Villaseca et al. (2025) propuseram o método *DeepKriging*, uma abordagem baseada em redes neurais profundas que substitui a função de covariância por camadas de *embedding* espaço-temporais. O método combina interpolação por meio de redes neurais profundas (*DNNs*) com previsão temporal utilizando LSTM e ConvLSTM, possibilitando estimativas probabilísticas e maior eficiência computacional. Os resultados demonstram que o *DeepKriging* é adequado para a modelagem de processos espaço-temporais complexos e em larga escala.

1.2. Canalículos

Os canalículos são fenômenos tubulares naturais que se desenvolvem predominantemente em solos tropicais, especialmente em solos residuais lateríticos, e apresentam elevada heterogeneidade espacial. Esses fenômenos possuem diâmetros que variam de milímetros a centímetros e podem atingir comprimentos e profundidades consideráveis, com orientações verticais, subverticais ou horizontais, além de geometrias irregulares, ramificadas e frequentemente interconectadas, ocorrendo vazios ou parcialmente preenchidos. Quando presentes em fundações de barragens, os canalículos podem atuar como caminhos preferenciais de fluxo, aumentando significativamente a permeabilidade do meio e favorecendo a infiltração, o transporte de finos e processos de erosão interna de fundação (*piping*), constituindo, assim, um fator crítico para a estabilidade e a segurança de estruturas hidráulicas (Bjornberg et al., 1994).

1.2.1. Sobre a Gênese dos Canalículos

Apesar da relevância prática dos canalículos no desempenho de fundações, a literatura técnico-científica ainda apresenta lacunas significativas quanto à sua origem, evolução e impacto em obras geotécnicas. As hipóteses predominantes associam sua gênese a processos de lixiviação, à ação biológica de cupins e raízes vegetais, e a colapsos estruturais em zonas de intensa laterização (Jury, 1989; Bignell, 2000).

A primeira hipótese, relacionada às propriedades intrínsecas do material, atribui a formação dos canalículos à erosão pedocárstica, um processo erosivo físico decorrente da dissolução de pequenos fragmentos rochosos ao longo de interseções de discontinuidades menores, o que dá início ao desenvolvimento de cavidades. Uma variação dessa hipótese relaciona o fenômeno à intensa laterização do solo. Nesse contexto, a lixiviação de elementos solúveis promove o aumento da infiltração da água, contribuindo para a formação de vazios (Jury, 1989).

A hipótese de origem biológica considera a atividade de cupins como um mecanismo fundamental no desenvolvimento dos canalículos. Os cupins formam sistemas biológicos complexos, compostos por espécies com diferentes hábitos alimentares e de nidificação. Juntamente com as minhocas, figuram entre os principais invertebrados responsáveis pela ingestão e redistribuição de matéria orgânica e mineral em solos tropicais (Bignell; Eggleton, 2000). No caso da Barragem de Balbina, a hipótese de que os cupins contribuíram para a formação de canalículos por meio do consumo de sistemas radiculares obteve ampla aceitação. Análises microscópicas de amostras indeformadas provenientes de Balbina, bem como das barragens de Samuel e Tucuruí, revelaram a presença de remanescentes orgânicos atribuíveis a esses organismos (Gutierrez, 1987).

Uma terceira hipótese envolve o ciclo de vida da vegetação. Ao longo do tempo, as raízes das árvores sofrem degradação química e estrutural. Após a morte da árvore, as células radiculares iniciam um processo de autólise e, simultaneamente, a atividade bacteriana e fúngica promove a decomposição dos tecidos vegetais, resultando na formação de vazios na estrutura do solo (Saha et al., 2023).

1.2.2. Presença de Canalículos em Estruturas da Engenharia Civil

No Brasil, o primeiro registro documentado da ocorrência de canalículos em fundações de barragens data de 1957, durante a construção da Barragem de Vereda Grande, no estado do Piauí (Barradas, 1985). Posteriormente, na Barragem de Tucuruí, os canalículos foram identificados em solos derivados de metabasitos e diabásios alterados, com diferentes graus de laterização, apresentando orientações predominantemente subverticais, diâmetros decimétricos e elevados coeficientes de permeabilidade (Figura 1.c). Em unidades lateríticas mais finas, essas cavidades assumiram geometrias emaranhadas e diâmetros menores, associadas a altas taxas de absorção de água, evidenciando sua relevância hidráulica na escala da fundação (Buosi; Cadman, 1985; Cruz, 2004).

A experiência brasileira também registra diferentes estratégias de tratamento associadas à presença de canalículos. Na Barragem de Tucuruí, adotaram-se trincheiras exploratórias aprofundadas e alargadas, com função de trincheiras de corte (*cutoff trenches*), além do preenchimento direto dos canalículos com calda de cimento e da instalação de camadas filtrantes e drenantes a jusante, com o objetivo de reduzir o potencial erosivo de fluxos concentrados (Cruz, 2004).

Na Barragem de Balbina, no estado do Amazonas, onde se observou elevada incidência de canalículos em solos saprolíticos e depósitos aluviais (Figura 1.a), a solução consistiu na injeção de calda de cimento no solo residual por meio de sistemas *tube-à-manchette*, associada à construção de poços de alívio a jusante. Essas medidas tiveram como objetivo o selamento das cavidades, a homogeneização da permeabilidade da fundação e a redução das vazões de infiltração, com a eficácia confirmada por ensaios de perda d'água realizados antes e após os tratamentos (Mello et al., 1985; Gutierrez, 1987).



Figura 1. Ilustração da localização das barragens brasileiras onde foram identificados canalículos

No contexto internacional, os casos do Saddle Dam D do Complexo Hidrelétrico Xe-Pian–Xe-Namnoy, no Laos, e da Barragem de Comoé, em Burkina Faso, ilustram de forma clara as consequências da presença de canalículos em fundações lateríticas. No primeiro caso, a ruptura ocorrida em 2018 foi associada à elevada heterogeneidade da fundação, caracterizada por solos residuais lateríticos com canalículos interconectados e caminhos preferenciais de fluxo, resultando em permeabilidades muito superiores às estimadas em projeto e no desenvolvimento de erosão interna regressiva, que levou à desestabilização do maciço de aterro. Na Barragem de Comoé, embora não tenha ocorrido ruptura total, observou-se infiltração persistente desde o primeiro enchimento do reservatório, evoluindo para ressurgências e subsidência progressiva, o que exigiu investigações detalhadas e a adoção de soluções integradas de mitigação, como paredes de corte com estacas-prancha (*sheet pile cut-off walls*)

e técnicas de injeção, evidenciando o risco latente associado a fundações canaliculadas (Chraibi; Nombé, 2017; Chraibi et al., 2020).

Mais recentemente, durante a implantação do Complexo Hidrelétrico de Belo Monte, na região amazônica, os canaliculos voltaram a ser reportados em solos residuais de migmatito utilizados tanto como material de aterro quanto como fundação de barragens e diques, ocorrendo em elevadas concentrações e apresentando orientações predominantemente subverticais (**Figura 1.b**). Escavações exploratórias possibilitaram a identificação sistemática dessas feições e a aplicação de medidas localizadas de tratamento, como o uso de ar comprimido para aumentar a visibilidade das cavidades e o selamento por meio de injeção de calda de cimento, conforme ilustrado na **Figura 2** (Bandeira et al., 2018).



Figura 2. Tratamentos realizados em escavações com presença de canaliculos

Após a conclusão das obras e o enchimento do reservatório, alguns dos instrumentos instalados nas fundações dos diques e barragens apresentaram respostas rápidas em um curto intervalo de tempo. Adicionalmente, foram observadas **infiltrações** e o desenvolvimento de **canaliculos**, particularmente a jusante de alguns diques (Bandeira; Silveira; Leite, 2017). Desde então, a equipe de segurança de barragens da Norte Energia vem monitorando a evolução desses fenômenos e, quando necessário, implementando medidas mitigadoras, como trincheiras drenantes e filtros invertidos, conforme ilustrado na **Figura 3** (Rodrigues et al., 2024).

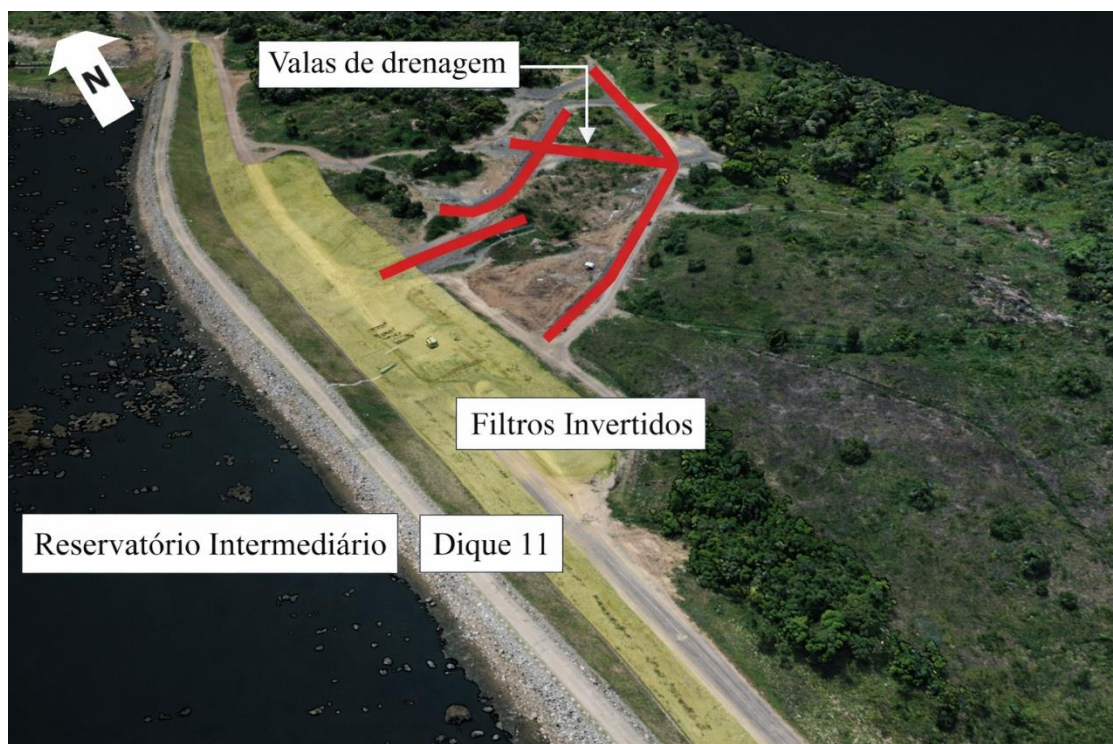


Figura 3. Localização das trincheiras drenantes e dos filtros invertidos

Durante a escavação de trincheiras destinadas à mitigação da infiltração de água em diferentes diques e períodos, observações de campo revelaram um padrão de comportamento do fluxo fortemente associado à litologia local. Em muitos casos, as áreas de infiltração corresponderam a zonas em que o contato entre o solo superficial e o Solo Residual Jovem (SRJ) ocorria a menores profundidades, assemelhando-se a uma interface aflorante. Esse padrão foi confirmado durante o desenvolvimento do modelo geológico de fundação do Dique 11, o qual foi utilizado para simular o fluxo de água e avaliar a eficácia das trincheiras construídas (Rodrigues et al., 2025). Esses resultados foram fundamentais para o desenvolvimento de uma metodologia de predição espacial da infiltração e da evolução de canalículos, baseada na integração de dados de sondagens e modelos digitais de terreno obtidos a partir de levantamentos aerotransportados com LiDAR realizados antes da construção.

Apesar de sua relevância técnica e do histórico de casos documentados, a produção científica sobre canalículos em fundações de barragens apresentou um declínio significativo nas últimas décadas, especialmente após os grandes empreendimentos hidrelétricos implantados no Brasil entre as décadas de 1970 e 1990. A recente retomada desse tema, impulsionada por observações sistemáticas no Complexo Hidrelétrico de Belo Monte, evidencia uma lacuna de pesquisa relacionada à compreensão espacial e evolutiva desses fenômenos, bem como à sua integração com dados geológicos, geotécnicos e topográficos em escala de projeto.

Nesse contexto, o presente estudo se justifica pela necessidade de avançar na identificação, caracterização e predição espacial da ocorrência de canalículos e de seus efeitos hidrológicos, considerando o risco potencial que esses fenômenos representam para a segurança de barragens. A integração de dados de sondagens, modelos digitais de terreno e modelagem espacial aplicada à predição de surgências e evolução de canalículos se configura como uma abordagem promissora para subsidiar ações preventivas, otimizar estratégias de monitoramento, reduzir custos e contribuir para a gestão segura de estruturas hidráulicas em ambientes tropicais.

2. Metodologia para Predição Espacial de Ressurgência e Canalículos no Complexo de Belo Monte

A metodologia proposta integra geoestatística e aprendizado de máquina para a modelagem espacial do contato entre unidades geotécnicas de fundação e sua relação com a ocorrência de surgências e canalículos. Inicialmente, a krigagem ordinária foi utilizada para interpolar a elevação do contato do Solo Residual Jovem (SRJ) a partir de dados de sondagens, com a definição do modelo de variograma baseada exclusivamente no desempenho estatístico do modelo espacial do contato. As informações sobre a localização de surgências e canalículos não foram consideradas nessa etapa inicial.

Posteriormente, o modelo de contato foi estendido para áreas a jusante sem cobertura direta de sondagens por meio do uso de Máquinas de Vetores de Suporte (*Support Vector Machine – SVM*), cujos parâmetros foram definidos pela minimização do erro de predição da elevação do contato do SRJ, utilizando sondagens previamente excluídas da modelagem para validação independente. As ocorrências de surgências e canalículos foram incorporadas apenas em uma etapa posterior, com finalidade avaliativa.

A identificação de áreas potencialmente associadas às incidências foi realizada por meio da sobreposição do modelo digital do contato do SRJ com o modelo digital da superfície do terreno, permitindo a estimativa de zonas onde o contato se aproxima ou intercepta a topografia, caracterizando, assim, áreas potenciais de afloramento.

Por fim, procedimentos de análise estatística espacial foram aplicados para avaliar a correspondência entre as áreas estimadas de afloramento do contato do SRJ e os pontos de surgências e canalículos mapeados em campo.

Essas análises envolveram o cálculo da distância mínima entre cada ocorrência individual e a linha de afloramento do contato do SRJ, bem como a determinação da distância média e de seu desvio-padrão. Esses indicadores foram utilizados como métricas objetivas para examinar a distribuição espacial relativa entre os fenômenos observados e o modelo de contato, conforme detalhado nas seções subsequentes. A **Figura 4** apresenta um fluxograma que sintetiza os procedimentos adotados na metodologia proposta, aplicada a todos os diques do reservatório Intermediário de Belo Monte.

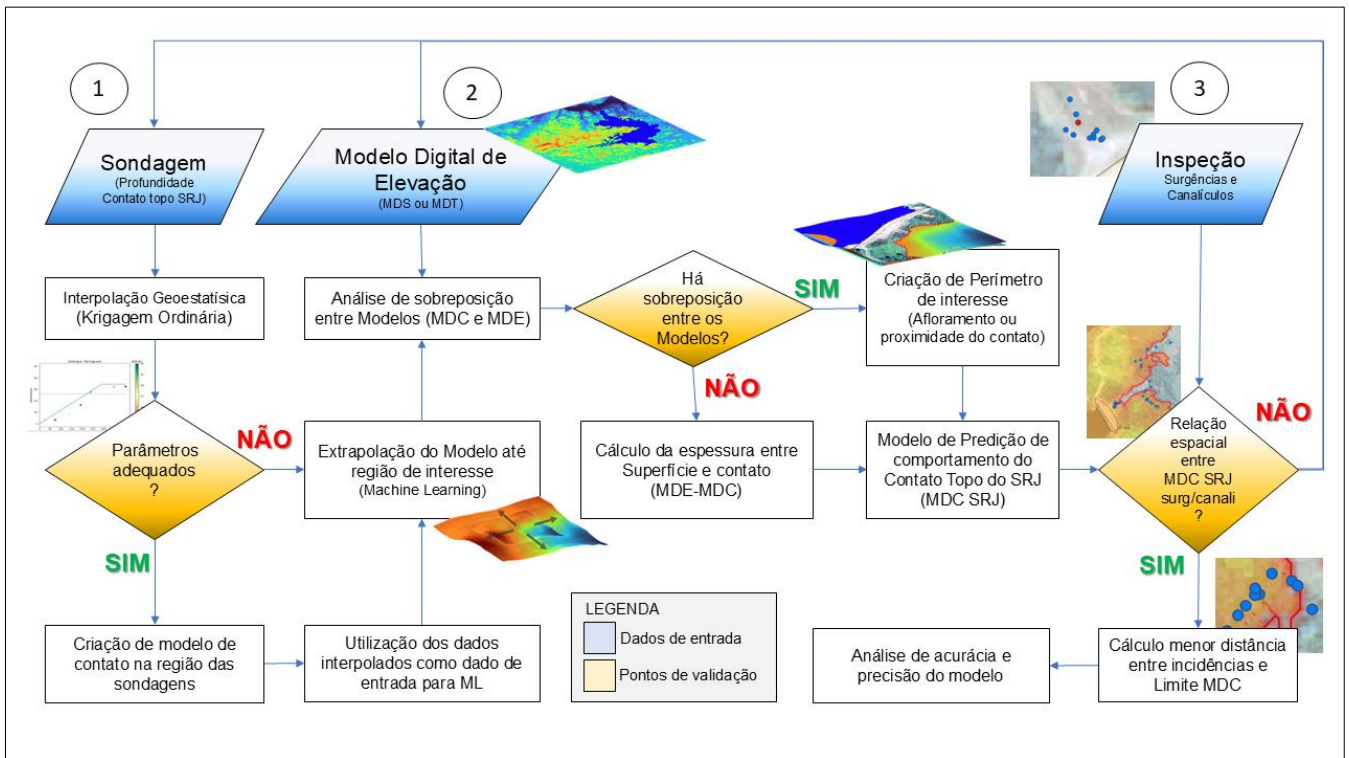


Figura 4. Fluxograma da metodologia desenvolvida

2.1. Definição dos dados de entrada

2.1.1. Sondagens

Para identificar padrões relacionados aos fenômenos de surgência e canaliculos, bem como à distribuição das propriedades físicas e características litológicas dos solos de fundação, foram compilados dados de sondagens coletados durante a fase de investigação, com o objetivo de desenvolver modelos geotécnicos da fundação. Aproximadamente 450 sondagens analisadas foram consideradas adequadas para a análise, especificamente nas áreas destinadas à construção dos diques. Paralelamente, foram reunidos registros de inspeções de campo realizadas entre 2020 e 2023, documentando as localizações e datas das ocorrências observadas de surgência e canaliculos a jusante dos diques. Para identificar correlações confiáveis entre as características da fundação e a ocorrência de surgência a jusante dos diques, é fundamental dispor de um conjunto de dados robusto que integre informações de investigação de subsuperfície e registros de observações em campo.

Durante a análise da localização das sondagens, observou-se que estas estavam predominantemente concentradas nas áreas destinadas à construção dos diques, o que é esperado em investigações de fundação para obras de engenharia civil. No entanto, para fins de modelagem geológica, essa concentração espacial representa um desafio significativo. Isso porque os fenômenos de surgência e a evolução de canaliculos, que vêm sendo monitorados de forma mais sistemática desde 2020, frequentemente ocorrem vários metros a jusante dos diques, fora das zonas originais de investigação. A

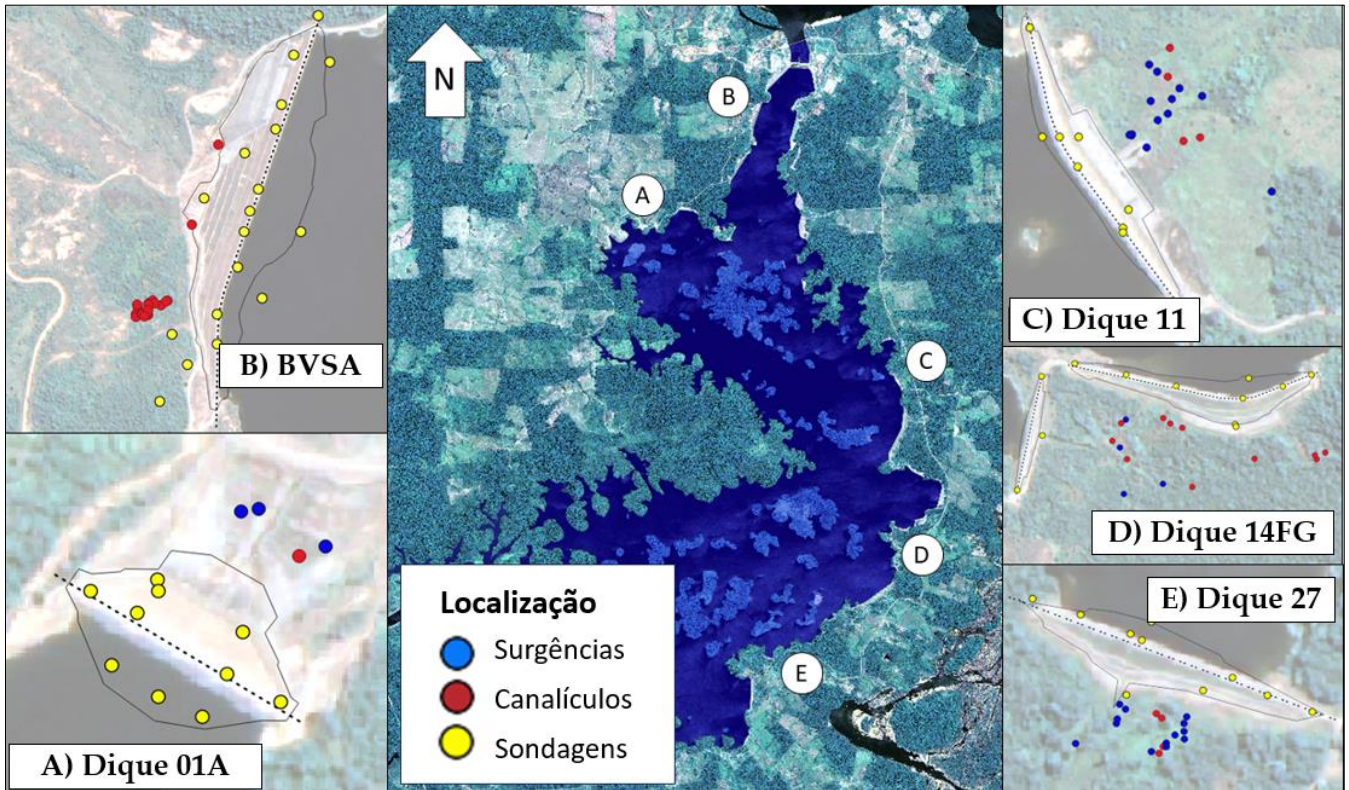


Figura 5 ilustra a localização das sondagens e os registros de ocorrências de surgência e canalículos para cada dique apresentado neste trabalho.

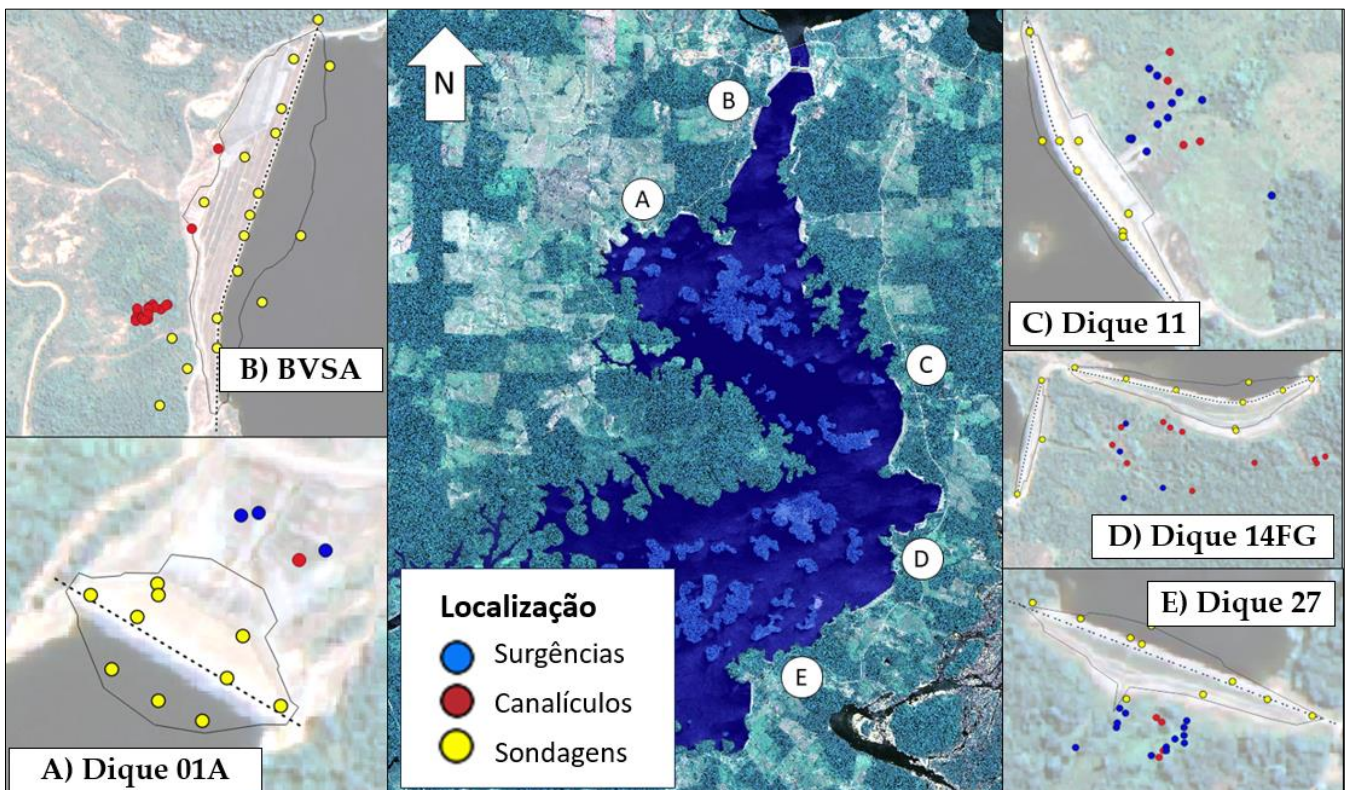


Figura 5. Ilustração da localização das sondagens e das ocorrências de surgência e canalículos nos diques apresentados neste trabalho

O conjunto de dados de sondagens inclui as unidades litológicas identificadas ao longo de cada furo e as profundidades dos contatos entre diferentes camadas de solo. Além de sua disponibilidade universal, essa escolha foi fundamentada em observações de campo, modelagem geológica e simulações numéricas, que indicaram que áreas onde o ponto de contato do Solo Residual Jovem (Topo do SRJ) se encontra mais próximo da superfície tendem a apresentar maior incidência de surgência e canalículos (Rodrigues et al., 2025).

Devido à elevada variabilidade dos tipos de solo superficial, foi adotada uma padronização: essas unidades litológicas superiores foram classificadas conjuntamente como **Solo Superficial (SS)**, seguidas pela unidade litológica subjacente **Solo Residual Jovem derivado de migmatito (SRJ)**, conforme ilustrado na **Figura 6**.

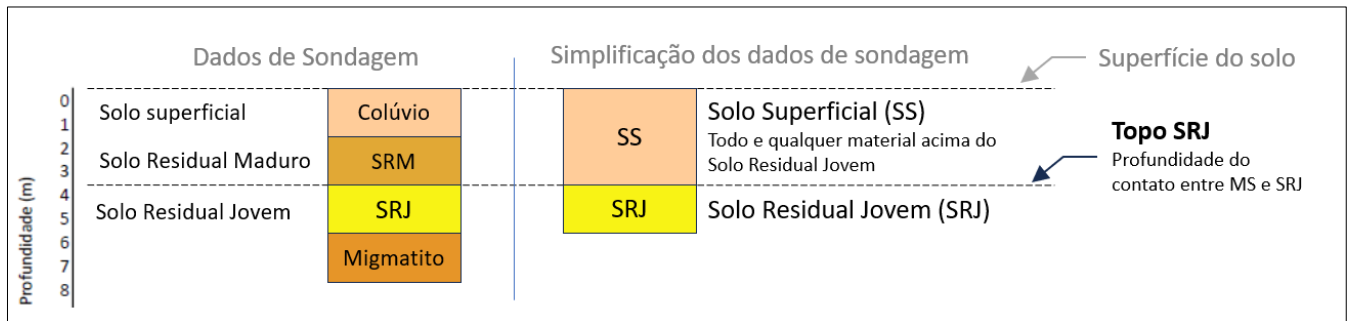


Figura 6. Ilustração do perfil litológico simplificado (padronizado) dos dados de sondagens

Antes da interpolação geoestatística, a autocorrelação espacial dos dados de profundidade do contato do **SRJ** foi avaliada por meio do índice de Moran, como etapa diagnóstica exploratória (Moran, 1950). Embora o Índice de Moran não forneça parâmetros diretos para a modelagem do variograma, sob a perspectiva geoestatística ele pode oferecer indícios preliminares sobre o comportamento esperado do variograma.

Os resultados (**Tabela 1**) indicaram autocorrelação espacial positiva para todos os diques analisados, com valores fortes e estatisticamente significativos para BVSA (Barragem Santo Antonio), Dique 11 e Dique 27, e estrutura espacial mais fraca, porém ainda significativa, para os diques 01A e 14FG. Esses resultados indicam que sondagens próximas tendem a apresentar profundidades de contato semelhantes, o que fundamenta a aplicação da krigagem ordinária para modelar a continuidade espacial do contato do **SRJ**.

A variabilidade observada entre os diques também evidencia a necessidade de modelagem de variogramas específica para cada local, em vez da adoção de um único modelo regional.

Tabela 1. Índice de Moran das sondagens e a quantidade de incidências por diques

Dique	Sondagens			Quantidade de surgências e canalículos
	Quantidade	Índice de Moran	p-value	
01A	10	0.681	0.078	4
BVSA	18	0.917	0.001	23
11	17	0.811	0.001	17
14FG	13	0.117	0.022	17
27	16	0.740	0.001	17

2.1.2. Modelo Digital de Elevação Local (MDE)

Após o desenvolvimento do Modelo de Contato do SRJ (Coluna 2 da Tabela 4), foi realizada uma análise de sobreposição entre os modelos de contato e o Modelo Digital de Elevação (MDE) topográfico. O MDE utilizado neste estudo, denominado MDE LiDAR, foi obtido por meio de levantamento a laser da região do reservatório Intermediário durante a fase de investigação geotécnica do local, conforme apresentado em **Figura 7**.

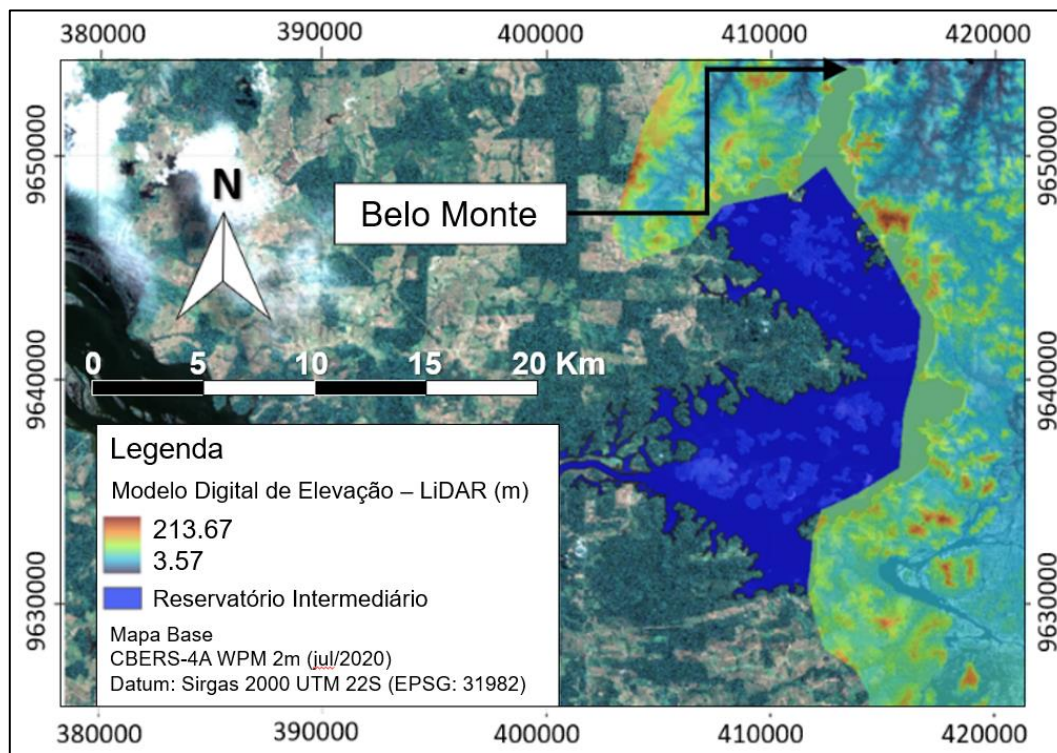


Figura 7. Ilustração do Modelo Digital de Elevação do Complexo de Belo Monte

2.2. Definição dos Métodos de Processamento (abordagem integrada de geoestatística e aprendizado de máquina)

Neste trabalho, foram utilizados o plugin SmartMap, o QGIS e a linguagem de programação Python para a aplicação dos métodos de Krigagem Ordinária (KO) e Máquina de Vetores de Suporte (Support Vector Machine – SVM) (QGIS, 2024; Pereira, 2022).

2.2.1. Krigagem Ordinária (KO)

A krigagem é um método de interpolação geoestatística que estima valores de uma variável regionalizada em locais não amostrados com base na dependência espacial entre as observações. Fundamenta-se na teoria das variáveis regionalizadas e utiliza o variograma (Figura 8) para descrever a continuidade espacial, garantindo estimativas não viesadas com variância mínima (Yamamoto e Landim, 2013).

Entre suas variantes, a Krigagem Ordinária é amplamente empregada em estudos geotécnicos e geomorfológicos (Babacar e Denis, 1999). Nesse método, assume-se uma média localmente constante e desconhecida, hipótese adequada para fenômenos naturais espacialmente contínuos sem tendência global definida, como superfícies de contato litológico. A estimativa em cada local resulta de uma combinação linear ponderada das amostras vizinhas, cujos pesos são determinados pelo modelo de variograma de modo a minimizar o erro de estimativa.

O variograma quantifica a variação da semivariância em função da distância entre pares de amostras e constitui o principal elemento da modelagem espacial. A partir do variograma experimental, ajusta-se um modelo teórico, caracterizado pelos seguintes parâmetros (Yamamoto e Landim, 2013):

- **Modelo de variograma:** função teórica utilizada para representar a estrutura espacial. Define a forma como a semivariância aumenta com a distância.
- **Lag (h):** intervalo de distância utilizado para agrupar pares de pontos no cálculo do variograma experimental. Controla a resolução espacial da análise.
- **Distância máxima:** maior distância considerada na construção do variograma e na interpolação, assegurando que apenas pares de pontos com potencial correlação espacial sejam utilizados.
- **Efeito pepita (C_0):** Valor da semivariância próximo à origem, associado a erros de medição e à variabilidade em escalas menores que o espaçamento amostral.

- **Patamar ($C_0 + C_1$):** valor de estabilização da semivariância, representando a variância total da variável quando a correlação espacial deixa de aumentar.
- **Alcance (a):** distância além da qual os valores da variável deixam de apresentar correlação espacial significativa, definindo a escala espacial de continuidade do fenômeno.

Esses parâmetros controlam diretamente o comportamento do modelo de krigagem, influenciando o grau de suavização das superfícies interpoladas, o raio de influência das amostras e a confiabilidade das estimativas espaciais.

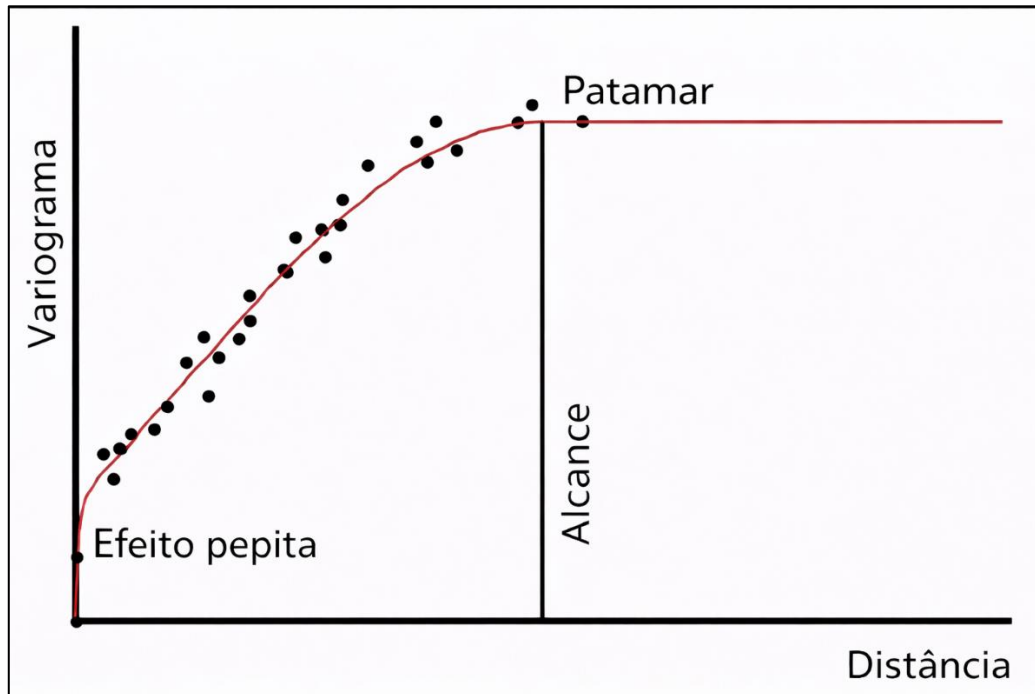


Figura 8. Ilustração do variograma de um modelo de Krigagem

O desempenho da Krigagem Ordinária foi avaliado por meio de validação cruzada do tipo leave-one-out. A acurácia do modelo foi quantificada pelo erro quadrático médio (Root Mean Square Error – RMSE) e pelo coeficiente de determinação (R^2), sendo que valores mais baixos de RMSE e valores de R^2 mais próximos de 1 indicam melhor desempenho preditivo.

Foram consideradas exclusivamente as métricas de validação cruzada, por fornecerem uma medida não viesada da acurácia do modelo.

2.2.2. Máquina de Vetores de Suporte (Support Vector Machine – SVM)

A Máquina de Vetores de Suporte (Support Vector Machine – SVM) é um método de aprendizado de máquina fundamentado em princípios de otimização convexa e na teoria do aprendizado estatístico, amplamente empregado em problemas de regressão e classificação devido à sua elevada capacidade de generalização (Zhou, Zhang e Wang, 2016). Em sua formulação para regressão, denominada Regressão por Vetores de Suporte (*Support Vector Regression – SVR*), o método estima uma função que representa a relação entre variáveis explicativas e uma variável resposta contínua, controlando simultaneamente a complexidade do modelo e os erros de predição relevantes (Cortes e Vapnik, 1995; Vapnik, 1995).

A SVR se baseia no conceito de margem ϵ -insensível, definida pelo parâmetro ϵ , dentro da qual os desvios entre valores observados e estimados não são penalizados, conferindo robustez ao modelo frente a ruídos nos dados (Smola e Schölkopf, 2004). O princípio geométrico da regressão por vetores de suporte, incluindo o hiperplano, a margem e os vetores de suporte, é ilustrado na Figura 9.

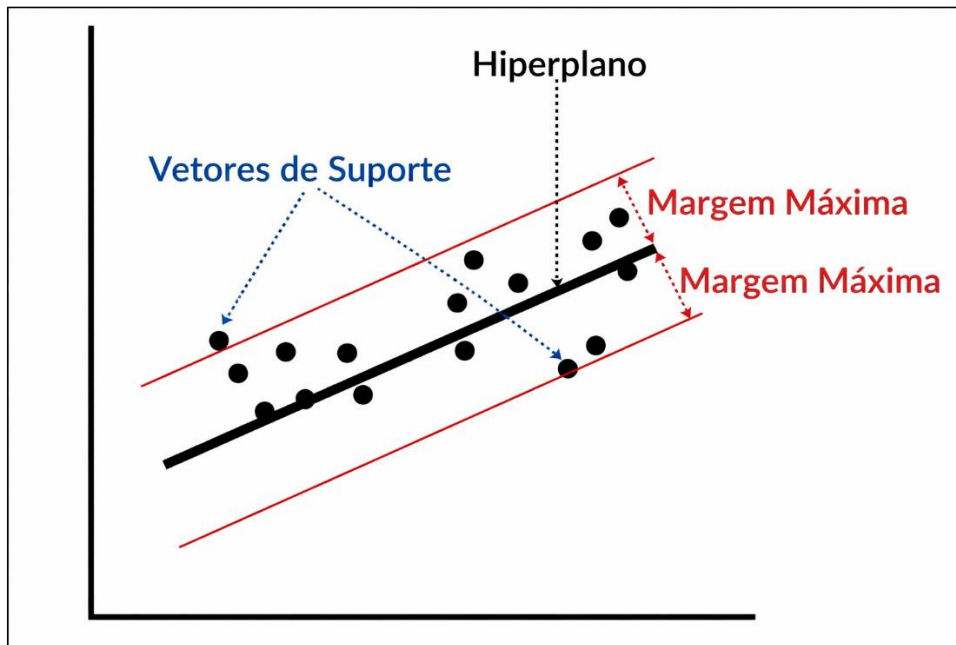


Figura 9. Ilustração do método de Regressão por Vetores de Suporte

O desempenho dos modelos SVM é comumente avaliado por meio de validação cruzada, utilizando métricas como o erro quadrático médio (*Root Mean Square Error* – RMSE) e o coeficiente de determinação (R^2), que quantificam a acurácia preditiva e a capacidade de generalização do modelo (Cortes e Vapnik, 1995; Vapnik, 1995).

The performance of SVM models is commonly evaluated through cross-validation, using metrics such as the root mean square error (RMSE) and the coefficient of determination (R^2), which quantify predictive accuracy and the model generalization capability (Cortes and Vapnik, 1995; Vapnik, 1995).

2.2.3. Acoplamento entre Geoestatística e Aprendizado de Máquina

Para estender os dados de sondagens, originalmente restritos às áreas destinadas à construção dos diques (Figura 10.a), às zonas a jusante onde foram observadas surgências e canalículos, foram empregados dois métodos complementares. A Krigagem Ordinária (KO) foi aplicada para interpolar os dados litológicos entre as localizações existentes de sondagens (Figura 10.b).

Paralelamente, o algoritmo de Máquina de Vetores de Suporte (SVM) foi utilizado para extrapolar e classificar os dados nas áreas a jusante além da cobertura das sondagens, conforme apresentado na Figura 10.c.

A partir das informações litológicas compiladas, o resultado final consistiu na geração de um Modelo Digital de Elevação (MDE) representando a superfície de contato do Solo Residual Jovem (SRJ), ilustrado na Figura 10.d.

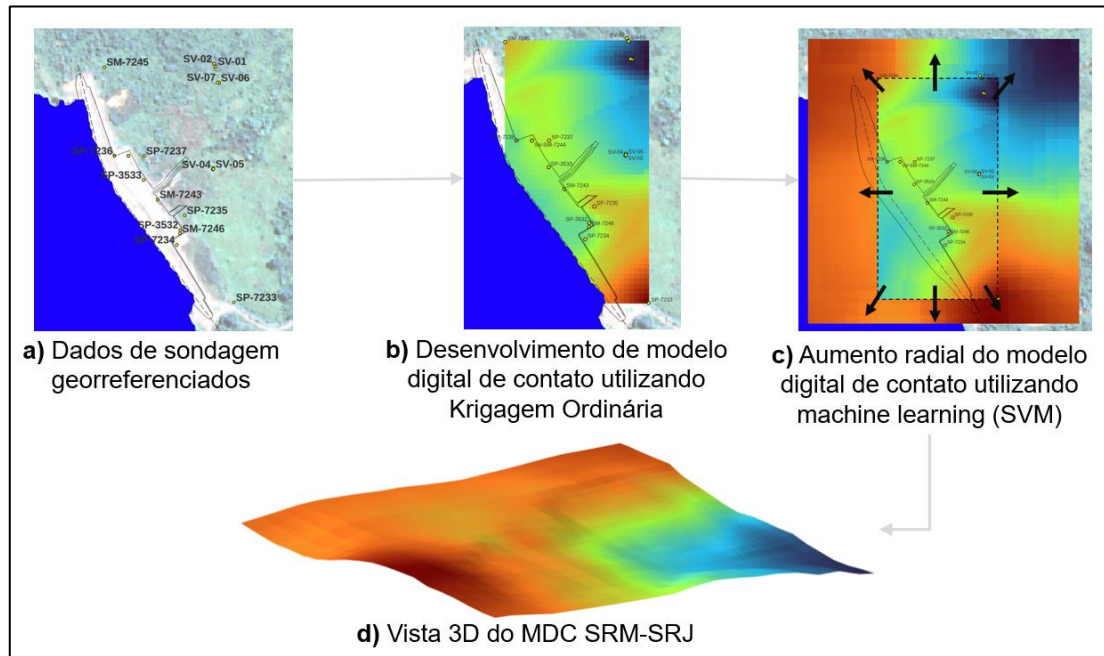


Figura 10. Ilustração do desenvolvimento do Modelo Digital de Contato do SRJ (MDE do Contato do SRJ)

2.2.4. Padronização da Estimativa de Afloramento com Base em Evidências Empíricas

Com base em análise empírica, que indicou maior incidência de surgência e canalículos em áreas onde o contato do SRJ se encontra mais próximo da superfície, um Modelo Digital de Elevação (MDE) também foi incorporado à metodologia de predição (Figura 11.a).

Por meio da combinação dos dois modelos digitais (a superfície de contato do SRJ e a superfície topográfica), utilizando a Eq. (1), foi possível padronizar e automatizar a identificação das zonas de afloramento da camada de SRJ (Figura 11.c).

Essa abordagem possibilitou a validação das correlações observadas entre eventos de surgência, canalículos e a distribuição espacial dos afloramentos do SRJ (Figura 11.d).

$$SE (Elevação_{SRJ\ Modelo\ x,y} \leq Elevação_{MDE\ x,y})$$

$$Elevação_{MDC\ SRJ\ x,y} \tag{1}$$

Caso Contrário, local (x, y) = 0 or NULO

Onde x e y correspondem às coordenadas georreferenciadas UTM Norte e Leste dos modelos, $Elevação_{SRJ\ Modelo\ x,y}$ representa a elevação do contato do Solo Residual Jovem (SRJ) e $Elevação_{MDE\ x,y}$ corresponde à elevação da superfície topográfica do Modelo Digital de Elevação (MDE).

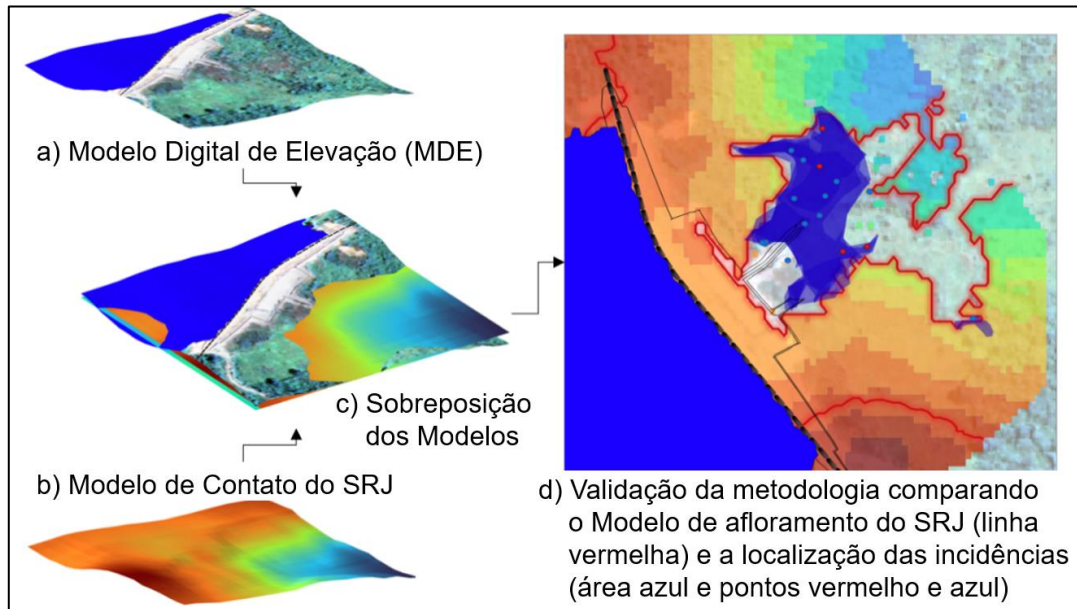


Figura 11. Ilustração do processo do modelo de sobreposição

1.2.5. Indicadores Estatísticos da Relação Espacial entre as Ocorrências e o Afloramento do Contato

Para avaliar quantitativamente a capacidade preditiva do modelo, foi desenvolvido um algoritmo em *Python* para calcular automaticamente a menor distância (MD_i) entre cada ponto observado (i) e a linha vetorizada do limite do Modelo Digital de Contato do SRJ (Figura 12).

A menor distância média (MDM) e o respectivo desvio-padrão (DP_{MDM}) para cada dique são então calculados por meio da Eq.(2) e Eq.(3), respectivamente.

$$MDM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n MD_i \quad (2)$$

$$DP_{MDM} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (MD_i - MDM)^2} \quad (3)$$

- **Menor Distância Média (MDM):** Valores mais próximos de zero indicam forte correspondência espacial entre o afloramento predito do contato do SRJ e as localizações observadas de surgência e canalículos.
- **Desvio-padrão (DP_{MDM}):** Valores mais baixos indicam que a distribuição espacial do afloramento predito do contato do SRJ está mais alinhada ao padrão espacial das ocorrências de surgência e canalículos, conforme ilustrado na Figura 13.
-

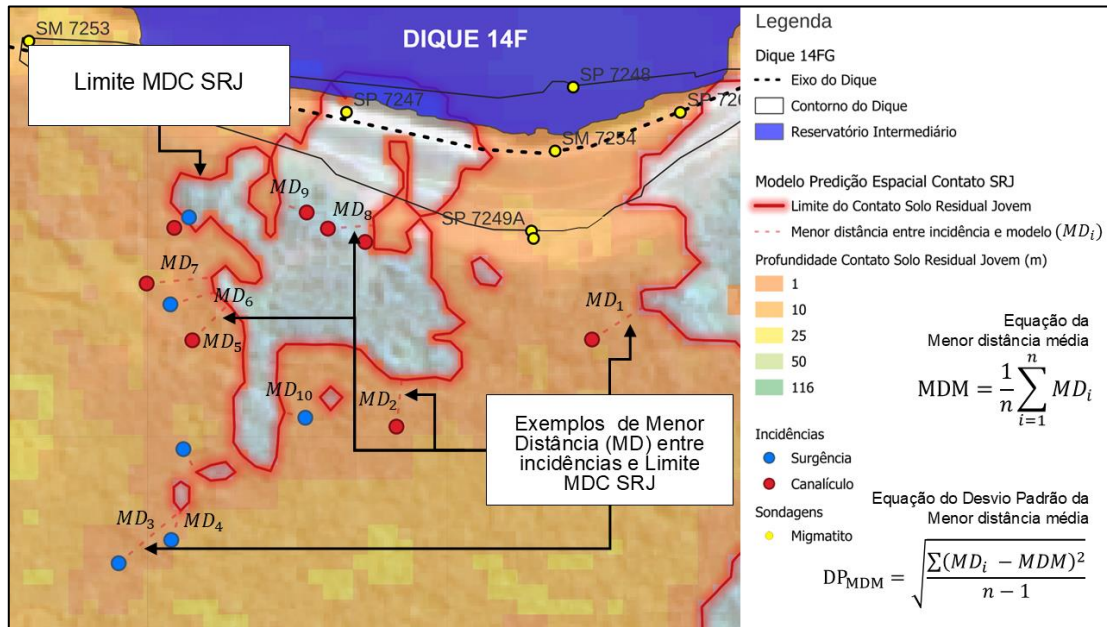


Figura 12. Menor Distância (Ocorrência e modelo)

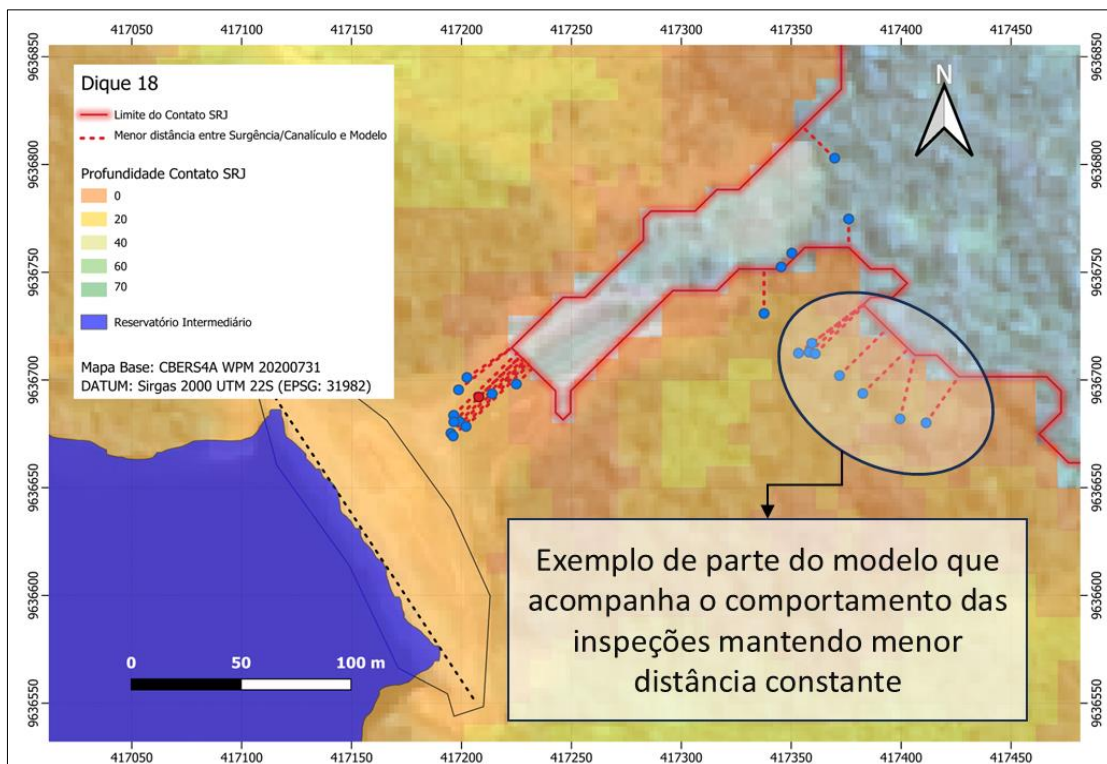


Figura 13. Ilustração da Representação dos Indicadores Estatísticos do Modelo de Predição

3. Resultados

3.1. Modelos Digitais do Contato do Solo Residual Jovem (SRJ)

Considerando a variação na disponibilidade de dados entre os diques e barragens, foram realizados testes combinando dados de sondagens de diques adjacentes com o objetivo de otimizar os parâmetros do variograma nos modelos iniciais de contato do SRJ utilizando o método de Krigagem Ordinária (KO).

Devido ao volume de resultados obtidos, este estudo destaca os modelos de predição espacial de cinco diques representativos: 01A, 11, 14FG, 27 e BVSA (Barragem Santo Antônio). A Tabela 2 apresenta os modelos e os

respectivos parâmetros de calibração para cada modelo digital do **SRJ** desenvolvido por meio da Krigagem Ordinária (KO).

Tabela 2. Modelos de Krigagem Ordinária e Parâmetros dos Diques

Dique	Krigagem Ordinária (KO)									SVM	
	Modelo do Variograma	Lag (m)	Distância Máxima (m)	Efeito Pepita	Patamar	Alcance (m)	Vizinhos	RMSE	R ²	RMSE	R ²
01A	Exponencial	70	150	0.00	76.76	101.08	7	9.56	0.07	5.58	0.63
BVSA	Linear até patamar	160	810	6.81	959.29	634.88	16	7.16	0.89	10.62	0.81
11	Linear até patamar	80	400	0.31	34.37	280.14	16	4.16	0.34	3.50	0.54
14FG	Linear até patamar	124	395	0.00	69.72	193.93	12	7.85	0.61	10.65	0.28
27	Gaussiano	70	2043	8.48	129.41	635.52	30	4.64	0.76	3.36	0.89

Tabela 3 apresenta a localização das sondagens, os variogramas de krigagem ajustados e os resultados da validação cruzada com base no RMSE.

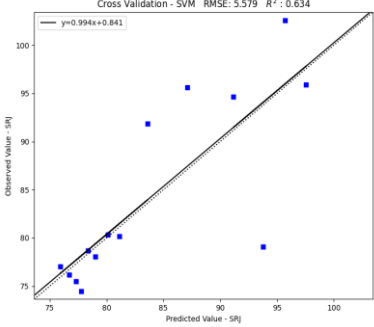
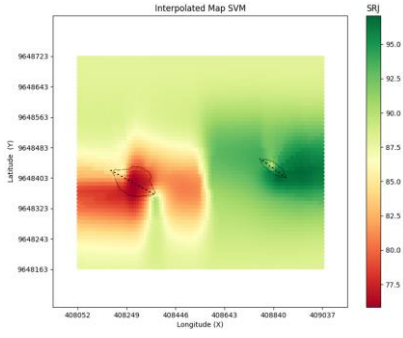
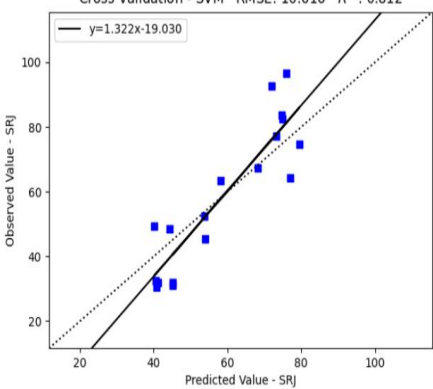
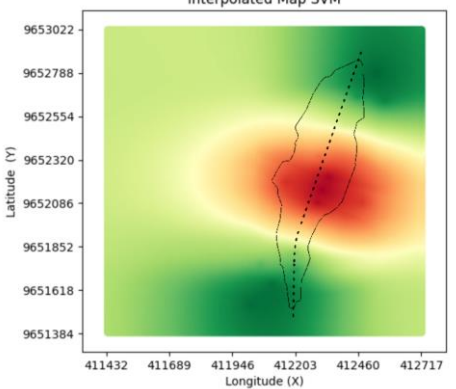
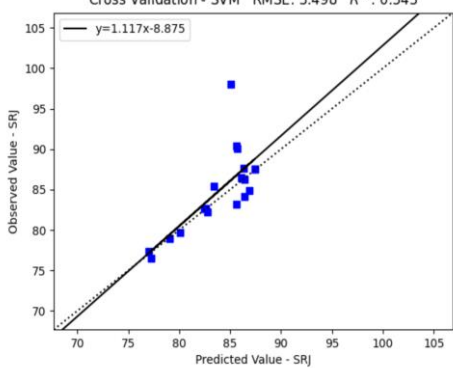
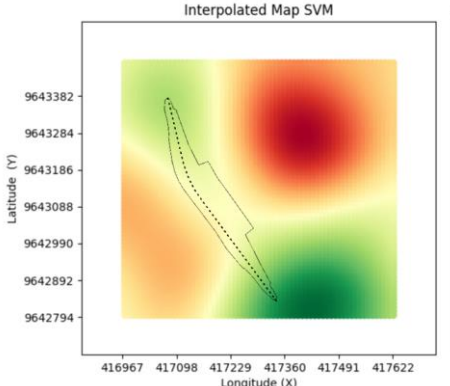
Tabela 3. Localização das Sondagens, Variograma (KO) e Validação Cruzada (Gráfico de RMSE da KO)

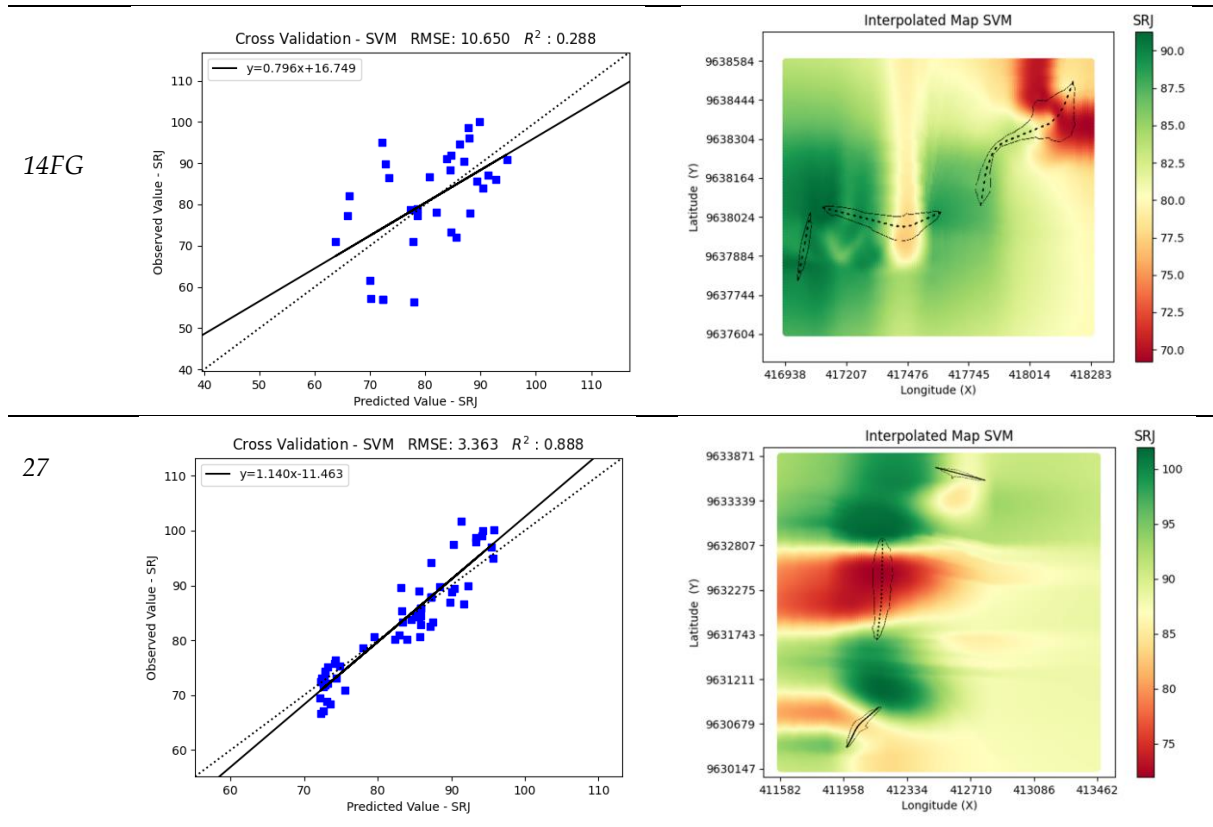
Dique	Localização das sondagens e índice de Moran	Variograma (OK)	Validação Cruzada da Krigagem (RMSE)
01A	<p>9.648e6 I.Moran: 0.681 P.Value: 0.078</p>	<p>Isotropic Variogram</p>	<p>Kriging - Cross Validation RMSE: 9.561 R²: 0.070</p>
BVS A	<p>1e6 I.Moran: 0.917 P.Value: 0.001</p>	<p>Isotropic Variogram</p>	<p>Kriging - Cross Validation RMSE: 7.167 R²: 0.897</p>
11	<p>1e6 I.Moran: 0.811 P.Value: 0.001</p>	<p>Isotropic Variogram</p>	<p>Cross Validation - SVM RMSE: 3.498 R²: 0.543</p>
14FG	<p>I.Moran: 0.117 P-Value: 0.022</p>	<p>Isotropic Variogram</p>	<p>Kriging - Cross Validation RMSE: 7.849 R²: 0.610</p>
27	<p>1e6 I.Moran: 0.740 P.Value: 0.001</p>	<p>Isotropic Variogram</p>	<p>Kriging - Cross Validation RMSE: 4.642 R²: 0.762</p>

Esses modelos foram posteriormente estendidos para as regiões a jusante, onde foram identificadas surgências e canalículos, utilizando o método SVM.

A Tabela 5 apresenta os resultados da validação cruzada com base no erro quadrático médio (RMSE), empregados para a definição dos hiperparâmetros da SVM, bem como o modelo digital da superfície de contato do SRJ, com a sobreposição das localizações dos respectivos diques.

Tabela 4. Validação Cruzada por RMSE (SVM) e Modelo Digital de Contato

Dique	Hiperparâmetros Otimizados da SVM (RMSE)	Modelo Digital de Contato do SRJ
01A	<p>Cross Validation - SVM RMSE: 5.579 R²: 0.634</p> <p>$y=0.994x+0.841$</p> 	<p>Interpolated Map SVM</p> 
BVSA	<p>Cross Validation - SVM RMSE: 10.616 R²: 0.812</p> <p>$y=1.322x-19.030$</p> 	<p>Interpolated Map SVM</p> 
11	<p>Cross Validation - SVM RMSE: 3.498 R²: 0.543</p> <p>$y=1.117x-8.875$</p> 	<p>Interpolated Map SVM</p> 



3.2. Mapeamento dos afloramentos do Solo Residual Jovem (SRJ) e sobreposição com os pontos de ocorrência

Seguindo a metodologia apresentada na Figura 4., foram gerados vetores georreferenciados representando o limite do modelo de contato do SRJ (Limite MDC SRJ), delimitando as áreas onde o contato aflora.

Ao sobrepor esse limite aos dados de inspeção, especificamente às localizações registradas de surgência e evolução de canaliculos, foi identificada uma correlação espacial significativa entre as regiões de afloramento previstas e os fenômenos observados, conforme ilustrado nas Figura 14 a Figura 18.

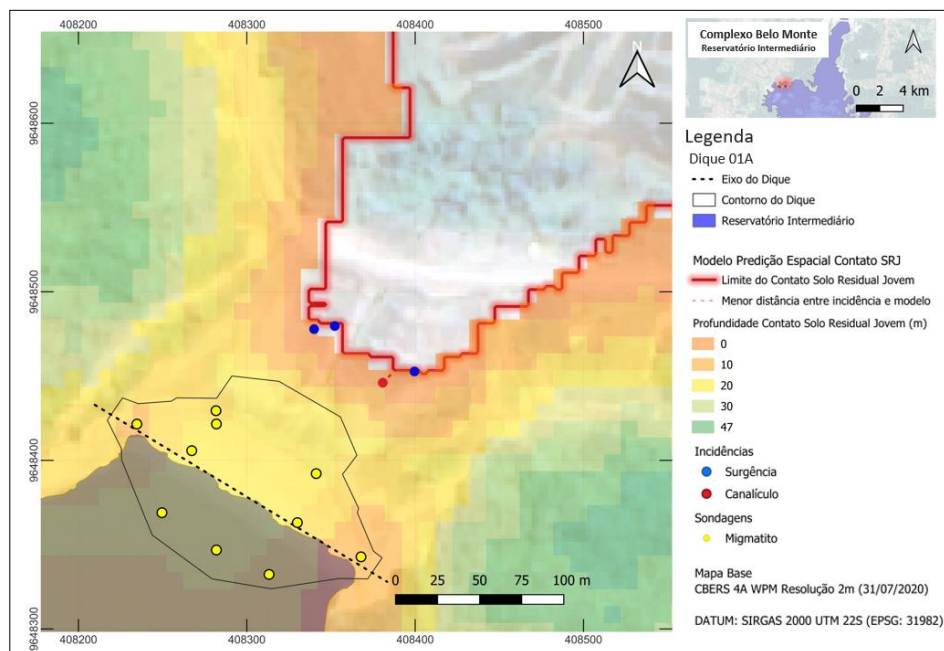


Figura 14. Dique 01A (Modelo Espacial de Predição)

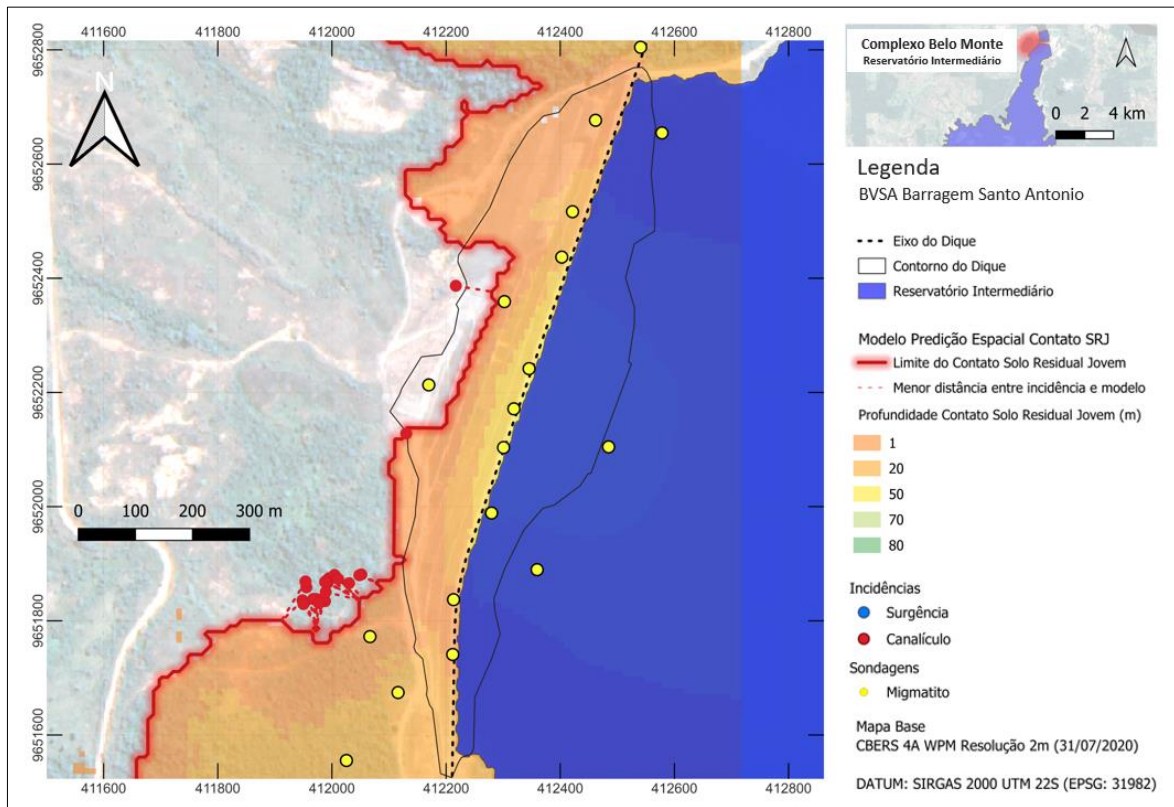


Figura 15. BVSA - Barragem Santo Antonio (Modelo Espacial de Predição)

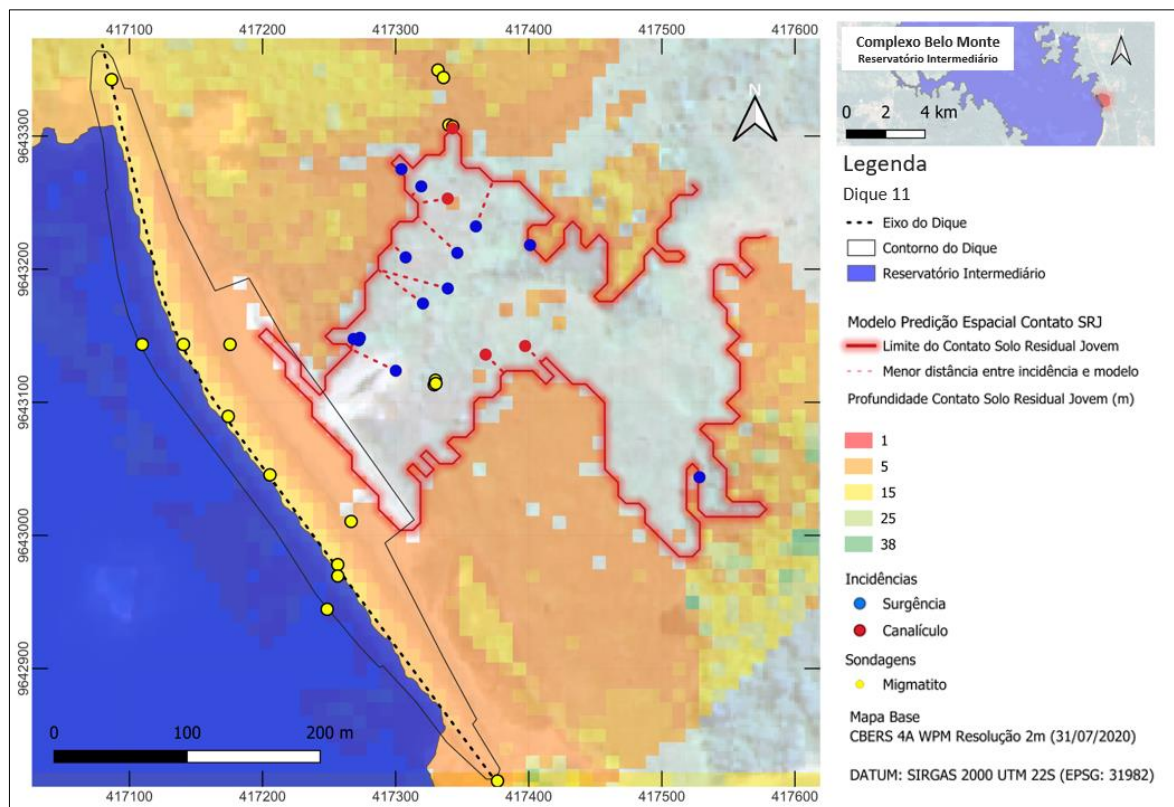


Figura 16. Dique 11 (Modelo Espacial de Predição)

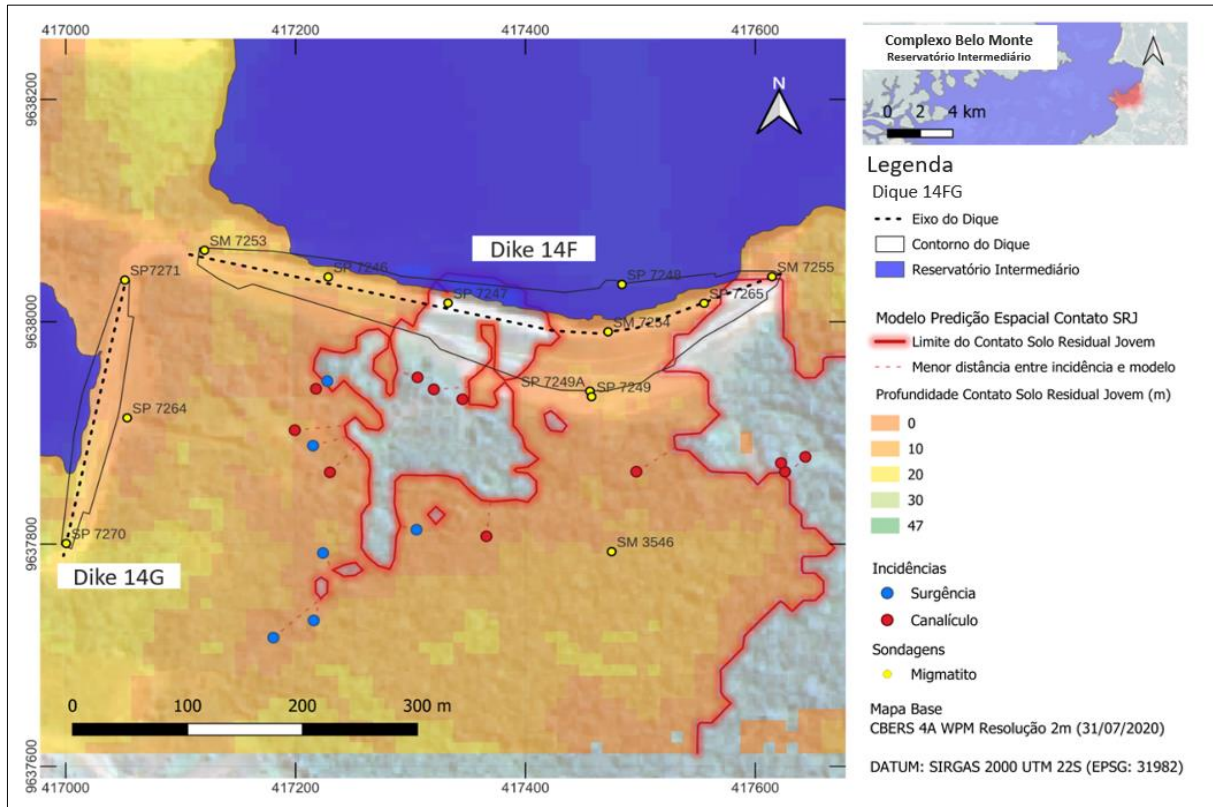


Figura 17. Dique 14FG (Modelo Espacial de Predição)

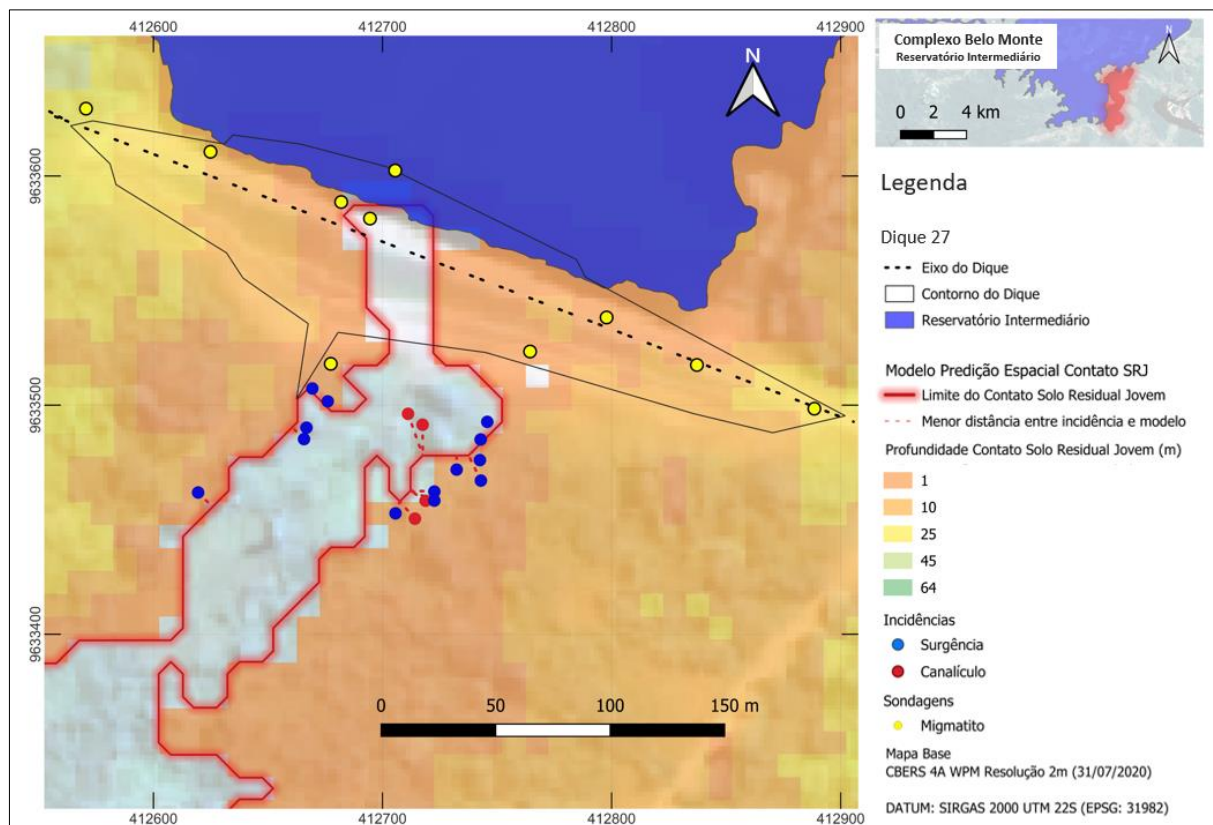


Figura 18. Dique 27 (Modelo Espacial de Predição)

3.3. Indicadores Estatísticos das Ocorrências e do Afloramento do Contato

Para quantificar a proximidade entre a Linha de Limite do Contato do SRJ e os pontos observados de surgência e canalículos, foi desenvolvido um algoritmo em Python para calcular a menor distância entre cada ponto e a linha de limite, para cada dique.

Posteriormente, foi calculada, para cada dique, a média dessas distâncias, denominada Menor Distância Média (MDM), juntamente com os respectivos valores de desvio-padrão. Os resultados são apresentados na **Tabela 5**, em metros.

Tabela 5. Indicadores Estatísticos dos Diques do Reservatório Intermediário

Dique	Menor Distância Média (MDM) [m]	Desvio Padrão da MDM (DP_{MDM})
01A	4.44	4.40
27	7.71	4.78
11	19.04	16.91
14FG	24.55	16.15
BVSA	50.63	16.94

4. Discussões

A ocorrência de canalículos e dos processos associados de surgência em fundações de barragens em ambientes tropicais tem sido tradicionalmente interpretada como resultado de uma interação complexa entre evolução pedogenética, atividade biológica e forçamento hidráulico. Nesse contexto, os resultados obtidos para o Complexo Hidrelétrico de Belo Monte fornecem evidências relevantes sobre a forma como esses processos se manifestam espacialmente e como podem ser interpretados dentro de um arcabouço geomorfológico e hidrogeológico mais amplo.

A forte correspondência espacial observada entre as ocorrências de surgência e canalículos e as zonas modeladas de afloramento do contato do Solo Residual Jovem (SRJ) indica que esses fenômenos não se distribuem aleatoriamente na fundação. Ao contrário, são estruturalmente condicionados pela organização interna do perfil de intemperismo. Esse resultado é consistente com hipóteses clássicas que associam a gênese dos canalículos a estágios avançados de laterização e a processos pedocársticos, nos quais a lixiviação diferencial de elementos solúveis e a degradação progressiva da estrutura primária da rocha favorecem o desenvolvimento de redes preferenciais de vazios (Jury, 1989).

Sob a perspectiva geomorfológica, o contato do SRJ representa uma zona de transição marcada por contrastes de textura, estrutura e condutividade hidráulica. Tais contrastes favorecem a concentração do fluxo subsuperficial e o redirecionamento da água percolante ao longo de descontinuidades estratigráficas. Os resultados deste estudo sugerem que, onde esse contato se aproxima da superfície ou intercepta a topografia local, os gradientes hidráulicos se intensificam localmente, ampliando a ativação e o alargamento de vazios tubulares preexistentes. Esse mecanismo fornece uma explicação conceitual para a recorrente associação entre pequenas profundidades do contato do SRJ e a emergência de surgências a jusante dos diques.

A caracterização laboratorial do material de preenchimento dos canalículos reforça essa interpretação. A similaridade entre o material de preenchimento e a matriz do solo adjacente, associada ao menor teor de concreções de óxidos-hidróxidos de ferro e à presença de remanescentes orgânicos, é compatível com uma gênese dominada por reorganização *in situ* do solo, em vez de aporte sedimentar externo (Fernandes et al., 2025). Essa observação converge com estudos que enfatizam o papel de sistemas radiculares e da atividade biológica na iniciação de vazios, posteriormente ampliados por erosão hidráulica após o estabelecimento de caminhos preferenciais de fluxo (Bignell; Eggleton, 2000; Saha et al., 2023). A identificação de geometrias dendríticas, associadas à interação com raízes, reforça a interpretação dos canalículos como feições que evoluem progressivamente no contexto pedológico.

Quando comparado a casos clássicos brasileiros, como Tucuruí e Balbina, o caso de Belo Monte apresenta similaridades e particularidades. Em todos esses empreendimentos, os canalículos ocorrem em solos residuais intensamente intemperizados e atuam como caminhos preferenciais de fluxo, elevando significativamente a permeabilidade da fundação. Contudo, em Tucuruí, onde a profundidade até a rocha competente era relativamente pequena, foi possível realizar escavações extensivas e tratamento direto dos horizontes

canaliculados, removendo efetivamente as zonas mais críticas. Em Belo Monte, a maior espessura do manto de solo residual e a profundidade da superfície rochosa inviabilizaram tal abordagem em grandes áreas, resultando em uma resposta de engenharia substancialmente distinta.

Essa limitação aproxima Belo Monte de casos como Balbina e de exemplos internacionais em ambientes lateríticos, nos quais as estratégias de mitigação se concentraram no controle dos gradientes hidráulicos e na homogeneização da permeabilidade, em vez da eliminação do fenômeno. As rupturas e incidentes internacionais reportados em fundações lateríticas, como nos empreendimentos Xe-Pian–Xe-Namnoy e Comoé, ilustram as consequências da subestimação da organização espacial e da conectividade das redes canaliculadas. Nesse sentido, a experiência de Belo Monte evidencia a importância de compreender os canalículos não como ocorrências isoladas, mas como manifestações de um sistema subsuperficial espacialmente estruturado.

Os resultados de condutividade hidráulica obtidos neste estudo fornecem um elo adicional entre os padrões espaciais observados e o arcabouço teórico. Os valores mais elevados de permeabilidade medidos na interface entre o solo superficial e o SRJ corroboram a teoria clássica da infiltração, segundo a qual o fluxo tende a se concentrar ao longo de contrastes estratigráficos e zonas de menor resistência estrutural (Cedergren, 1937).

Em conjunto, esses achados reforçam a interpretação de que a evolução dos canalículos em solos residuais tropicais é governada por uma combinação de herança pedológica e ativação hidrológica. Os modelos espaciais desenvolvidos neste estudo devem, portanto, ser compreendidos não apenas como ferramentas preditivas, mas como representações de controles geomorfológicos subjacentes. Ao traduzir informações estratigráficas derivadas de sondagens e dados topográficos em padrões espaciais de suscetibilidade, a abordagem adotada estabelece uma ponte entre observações empíricas e compreensão baseada em processos.

Nesse sentido, a contribuição do caso Belo Monte ultrapassa a análise local. Demonstra que a integração entre estratigrafia de subsuperfície, contexto geomorfológico e modelagem espacial constitui um caminho viável para reduzir a lacuna entre estudos descritivos de caso e uma interpretação mais sistemática dos processos associados a canalículos em ambientes tropicais. Tal integração é essencial para o avanço tanto do entendimento científico desses fenômenos quanto de sua gestão prática no contexto da segurança de barragens.

5. Conclusões

Este estudo demonstrou que a aplicação integrada da Krigagem Ordinária (KO) e das Máquinas de Vetores de Suporte (SVM), em conjunto com modelos digitais de terreno e observações empíricas, constitui uma estratégia robusta para a predição espacial de surgência e canalículos em diques de contenção.

A metodologia proposta não apenas validou os registros de campo da equipe de Belo Monte, como também se mostrou capaz de transformar observações empíricas em uma ferramenta preditiva sistemática. O protocolo desenvolvido pode ser replicado em outros empreendimentos hidrelétricos, apoiando equipes de segurança de barragens na detecção precoce de anomalias e reduzindo tempo, custos e esforços de inspeção por meio da criação de corredores representando áreas com maior probabilidade de ocorrência de surgência e canalículos. Esses corredores são gerados a partir da linha de afloramento do contato do SRJ e estendidos tanto a montante quanto a jusante por uma distância equivalente à Menor Distância Média (MDM) definida para cada dique. Este trabalho contribui para o avanço das práticas de gestão da segurança de barragens, reforçando a importância de abordagens multidisciplinares que integrem geotecnia, geologia e ciência de dados na compreensão e mitigação de processos complexos, como a evolução de canalículos e a ocorrência de surgência.

Outro aspecto relevante não abordado neste estudo foi a modelagem temporal dos fenômenos de surgência e canalículos. Em razão da frequência semestral das inspeções, não foi possível estabelecer uma relação considerada válida para a modelagem espaço-temporal desses fenômenos. Embora análises multivariadas tenham sido realizadas considerando nível do reservatório, piezômetros e medidores de vazão, os resultados não foram satisfatórios. Dessa forma, o estudo se concentrou exclusivamente no aprofundamento da compreensão da relação espacial entre os pontos de ocorrência e as condições geológicas da fundação do complexo de diques do reservatório Intermediário de Belo Monte. Essa limitação levou à recomendação de aprimorar e otimizar a coleta de dados durante as inspeções, aumentando sua frequência e adotando equipamentos que facilitem a aquisição padronizada e digital de grandes volumes de dados, como o uso de drones com câmeras de alta resolução e termográficas.

Desenvolvimentos futuros, atualmente em andamento, mas não concluídos no prazo deste projeto, incluem a criação de uma rotina capaz de atualizar de forma dinâmica e automática o modelo de afloramento com a inserção de novos dados de sondagem. Atualmente, o modelo, implementado no sistema de produção de Belo Monte (Registro de Software INPI BR512024003843-4), permite a atualização dos indicadores estatísticos (Menor Distância Média e se Desvio Padrão) por meio da incorporação de novas ocorrências de surgência e canalículos durante inspeções subseqüentes. Situação semelhante se aplica à predição espaço-temporal desses fenômenos. Novos dados estão sendo coletados pela equipe de Belo Monte e poderão ser utilizados não apenas para refinar os modelos espaciais, mas também para estabelecer relações espaço-temporais consistentes, possibilitando o desenvolvimento de modelos preditivos espaço-temporais.

Contribuições dos Autores: Concepção, E. J SILVA JUNIOR, R. L. RODRIGUES, D. O. FERNANDES, A. E. LIMBERGER e L. REGINATO; Pesquisa, E. J SILVA JUNIOR, R. L. RODRIGUES, D. O. FERNANDES, A. E. LIMBERGER e L. REGINATO; Metodologia, E. J SILVA JUNIOR, C. G. NOGUEIRA, J. P. FRIGO; Software, E. J SILVA JUNIOR; Validação, R. L. RODRIGUES, D. O. FERNANDES, C. G. NOGUEIRA, E. D. KRAJEWSKI; Preparação dos dados, E. J. SILVA JUNIOR; Escrita do artigo, E. J SILVA JUNIOR, R. L. RODRIGUES, D. O. FERNANDES, A. E. LIMBERGER; Revisão, R. L. RODRIGUES, D. O. FERNANDES, A. E. LIMBERGER, L. REGINATO, C. G. NOGUEIRA, J. P. FRIGO e E. D. KRAJEWSKI; Supervisão, R. L. RODRIGUES. Todos os autores leram e concordaram com a versão publicada do manuscrito.

Financiamento: Este trabalho foi desenvolvido com recursos do Programa de Pesquisa e Desenvolvimento Tecnológico da ANEEL, por meio do projeto 07427-0322/2022, em parceria com a empresa Norte Energia S.A. Parte deste estudo foi financiada pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) – Brasil (Bolsa nº 140157/2024-7).

Agradecimentos: Os autores agradecem à Norte Energia S.A., à Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pela concessão da bolsa de doutorado, à Universidade Federal da Integração Latino-Americana (UNILA) e ao Itaipu Parquetec pelo apoio e incentivo à pesquisa.

Conflito de Interesses: Os autores declaram não haver conflito de interesses.

Referências

1. BABACAR, N.; DENIS, I. Geostatistical analysis of hydrogeologic variables related to soil salinity in the Senegal River Delta after construction of the Diama Dam. *Journal of the American Water Resources Association*, v. 35, n. 4.1999. DOI: 10.1111/j.1752-1688.1999.tb03588.x
2. BANDEIRA, O. M.; SILVEIRA, J. F.; LEITE, D. T. Segurança de barragens da UHE Belo Monte. *Revista Brasileira de Engenharia de Barragens*, v. 4, n. 4, maio 2017.
3. BANDEIRA, O. M.; LEITE, D. T.; CARVALHO, R. M.; SILVEIRA, J. F. A. Analysis of the treatments of foundation of the dams of Belo Monte HPP. In: THIRD INTERNATIONAL DAM WORLD CONFERENCE. Foz do Iguaçu, 2018.
4. BARRADAS, S. S. Initiation and propagation of injection-induced fractures in clayey soils with canaliculi - Application to the treatment of residual soil from the foundation of the earth dam of the Balbina HPP. Ph.D. Thesis, Rio de Janeiro Federal University, 1985. (in Portuguese) <https://pantheon.ufrj.br/bitstream/11422/3645/1/161852.pdf>
5. BIGNELL, D. E.; EGGLETON, P. *Termites in Ecosystems*. Ecology. Springer. 2000. DOI: 10.1007/978-94-017-3223-9_17
6. BJORNBERG, A. J. S.; CELESTINO, T. B.; CINTRA, GAIOTO, J.C. A.; PARAGUASSU, N.; RODRIGUES, A.B., J. E.; VILAR, O. M. *Geotechnics* Nº 3 (1992). University of São Paulo – São Carlos School of Engineering Department of Geotechnic. Press, 1994. (in Portuguese) <http://repositorio.eesc.usp.br/server/api/core/bitstreams/8cfd95ff-f4b7-4121-95c6-d15c53a7718a/content> (accessed 2025-09-15).
7. BUOSI, M. A.; CADMAN, J. D. Sobre a ocorrência de cavidades tubulares em solos lateríticos na região amazônica. In: Congresso Brasileiro De Geologia De Engenharia, 4., Belo Horizonte, 1984. Anais... São Paulo: ABGE, 1984. v. 3, p. 10–24
8. CEDERGREN, A. Seepage through dams, *Journal of the New England Water Works Association*, nº 209, Série nº 5, 1937
9. CHEN, W.; WANG, X.; TONG, D.; CAI, Z.; ZHU, Y.; LIU, C. Dynamic early-warning model of dam deformation based on deep learning and fusion of spatiotemporal features. *Knowledge-Based Systems*, v. 233. 2021. DOI: 10.1016/j.knsys.2021.107537
10. CHEN, W.; WANG, X.; CAI, Z.; LIU, C.; ZHU, Y.; LIN, W. DP-GMM clustering-based ensemble learning prediction methodology for dam deformation considering spatiotemporal differentiation. *Knowledge-Based Systems*, v. 222. 2021. DOI: 10.1016/j.knsys.2021.106964
11. CHRAIBI, A. F.; NOMBRE, A. Dam lateritic foundation treatment. In: *Grouting 2017: Case Histories*. Honolulu: ASCE, 2017..
12. CHRAIBI, A. F.; SCHLEISS, A. J.; TOURNIER, J. P. Failure of Saddle Dam, Xe-Pian Xe-Namnoy Project: Executive Summary. *Springer Series in Geomechanics and Geoengineering* Pp 24–26, 2020. DOI: 10.1007/978-3-030-46351-9_2
13. CORTES, C.; VAPNIK, V. Support-vector networks. *Machine Learning*, v. 20, p. 273–297, 1995. DOI: 10.1007/BF00994018
14. CRUZ, P. T. 100 barragens brasileiras: casos históricos, materiais de construção, projeto. 2. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2004.
15. DAI, W.; LIU, N.; SANTERRE, R.; PAN, J. Dam deformation monitoring data analysis using space-time Kalman filter. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Basel, v. 5, n. 12. 2016. DOI: 10.3390/ijgi5120236
16. Fernandes, D. de O.; Oliveira, P. C.; , Rodrigues, R. L.; Limberger, A. E.; Reginato, L.; Boaventura, M. B.3; Lima, L., Krajewski, E. D. ; Santos, F. A.; Araujo, L. F. T3; Menezes, A. F.; Borges, J. B. Classificação evolutiva de canaliculos presentes em solos residuais. *GEOMINE*, Foz do Iguaçu-PR. 2025
17. GUTIERREZ, A. Technique used in injection reduces the permeability of the residual soil. *Revista da Construtora Andrade Gutierrez*. Year 7. Nº 15, 1987. (in Portuguese) <https://victorfbdemello.com.br/arquivos/Publicacoes/146%20-%20TECNICA%20USADA%20NA%20REJEICAO%20REDUZ%20A%20PERMEABILIDADE%20DO%20SOLO%20RESIDUAL.pdf> (accessed 2025-09-15).
18. QGIS Development Team. QGIS Geographic Information System (versão 3.22). 2024. Disponível em: <<http://qgis.osgeo.org>>.
19. JURY, W. J. Considerations on the occurrence of canalicules in dam sites in the Amazon region. Thesis, University of São Paulo (USP) of São Carlos, 1989. DOI: 10.11606/D.18.1989.tde-21092022-155941
20. KARAMIZADEH, S.; ABDULLAH, S. M.; HALIMI, M.; SHAYAN, J.; RAJABI, M. J. Advantage and drawback of support vector machine functionality. *International Conference on Computer, Communications, and Control Technology (I4CT)*, Langkawi, Malaysia, 2014, pp. 63–65, 2014. DOI: 10.1109/I4CT.2014.6914146.
21. NAMYSŁOWSKA-WILCZYŃSKA, B.; WYNALEK, J. Geostatistical investigations of displacements on the basis of data from the geodetic monitoring of a hydrotechnical object. *Studia Geotechnica et Mechanica*, Wrocław, v. 39, n. 4. 2017. DOI: 10.1515/sgem-2017-0037
22. LEAL-VILLASECA, F.; CRIPPS, E.; JESSELL, M.; LINDSAY, M. Interpreting DeepKriging for spatial interpolation in geostatistics. *Computers & Geosciences*, v. 196. 2025. DOI: 10.1016/j.cageo.2024.105833

23. HARIRI-ARDEBILI, M. A.; SALAZAR, F. Engaging soft computing in material and modeling uncertainty quantification of dam engineering problems. *Soft Computing*, v. 24. 2020. DOI: 10.1007/s00500-019-04623-x
24. MELLO, L. G.; FRANCO FILHO, J. M.; ALVISE, C. R. Grouting of canaliculae in residual soils and behaviour of the foundations of Balbina Dam. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON GEOMECHANICS OF TROPICAL SOILS, 1985.
25. MORAN, P. A. P. Notes on continuous stochastic phenomena. *Biometrika*, v. 37, n. 1–2, p. 17–23, 1950. DOI: 10.1093/biomet/37.1-2.17
26. PEREIRA, G.W.; VALENTE, D. S. M.; QUEIROZ, D. Md.; COELHO, A. L. dF.; COSTA, M. M.; GRIFT, T. Smart-Map: An Open-Source QGIS Plugin for Digital Mapping Using Machine Learning Techniques and Ordinary Kriging. *Agronomy*. 2022. DOI: 10.3390/agronomy12061350
27. RODRIGUES, R; Limberger, A. Fernandes, D; Silva Júnior. E.; Reginato, L.; Boa Ventura, M.; Lima. L. INFLUÊNCIA DE ESCAVAÇÕES A MONTANTE NO FLUXO ATRAVÉS DO. COMITÊ BRASILEIRO DE BARRAGENS, 2025
28. RODRIGUES, R. L.; RODRIGUES, R. A.; GIACHETI, H. L.; LIMA, L. C.; FERNANDES, D. O. Geotechnical characterization of an Amazonian residual soil profile with the presence of canaliculi. XX Brazilian Congress of Soil Mechanics and Geotechnical Engineering. Balneário Camboriú – SC. 2024. (in Portuguese) <https://doi.org/10.47094/COBRAMSEG2024/516>
29. RUAN, S.; HAN, S.; LU, C.; GU, Q. *Proactive control model for safety prediction in tailing dam management: applying graph deep learning optimization*. *Process Safety and Environmental Protection*, v. 172. 2023. DOI: 10.1016/j.psep.2023.02.019
30. SAHA, S.; HUANG, L.; KHOSO, M. A.; WU, H.; HAN, D.; MA, X.; POUDEL, T. R.; LI, B.; ZHU, M.; LAN, Q.; SAKIB, N.; WEI, R.; ISLAM, MD. Z.; ZHANG, P.; SHEN, H. Fine root decomposition in forest ecosystems: an ecological perspective. *Frontiers in Plant Science*. DOI: 10.3389/fpls.2023.1277510
31. SMOLA, A. J.; SCHÖLKOPF, B. A tutorial on support vector regression. *Statistics and Computing*, v. 14, p. 199–222, 2004. DOI: 10.1023/B:STCO.0000035301.49549.88
32. Zhou, X.; Zhang, X.; Wang, B. *Online Support Vector Machine: A Survey*. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 382. Springer, Berlin, Heidelberg, 2016. DOI: 10.1007/978-3-662-47926-1_26
33. WANG, LIN & CHAI, JUNRUI. Time Series Prediction of Pore Water Pressure on Earth Dam Slopes Based on Recurrent Neural Network. 2024. DOI: 10.2991/978-94-6463-449-5_66
34. YAMAMOTO, JORGE KAZUO; LANDIM, PAULO M. BARBOSA. **Geoestatística**: conceitos e aplicações. São Paulo: Oficina de Textos, 2013.



Esta obra está licenciada com uma Licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>) – CC BY. Esta licença permite que outros distribuam, remixem, adaptem e criem a partir do seu trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que lhe atribuam o devido crédito pela criação original.