

**ALINE GONÇALVES SPLETOZER**

**MONITORAMENTO E PREDIÇÃO DO ESCOAMENTO SUPERFICIAL EM MINAS  
A CÉU ABERTO COM FOCO NA EXTRAÇÃO DE BAUXITA**

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

Orientador: Herly Carlos Teixeira Dias

**VIÇOSA - MINAS GERAIS  
2022**

**Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Central da Universidade  
Federal de Viçosa - Campus Viçosa**

T

S761m  
2022 Spletozer, Aline Gonçalves, 1995-  
Monitoramento e predição do escoamento superficial em  
minas a céu aberto com foco na extração de bauxita / Aline  
Gonçalves Spletozer. – Viçosa, MG, 2022.  
1 tese eletrônica (108 f.): il. (algumas color.).

Inclui anexos.

Orientador: Herly Carlos Teixeira Dias.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa,  
Departamento de Engenharia Florestal, 2022.

Referências bibliográficas: f. 89-102.

DOI: <https://doi.org/10.47328/ufvbbt.2022.322>

Modo de acesso: World Wide Web.

1. Hidrologia florestal. 2. Água de superfície. 3. Bauxita -  
Minas e mineração. 4. Inteligência artificial. 5. Eucalipto.  
I. Dias, Herly Carlos Teixeira, 1965-. II. Universidade Federal de  
Viçosa. Departamento de Engenharia Florestal. Programa de  
Pós-Graduação em Ciência Florestal. III. Título.

GFDC adapt CDD 22. ed. 634.91167

Bibliotecário(a) responsável: Bruna Silva CRB6/2552

**ALINE GONÇALVES SPLETOZER**

**MONITORAMENTO E PREDIÇÃO DO ESCOAMENTO SUPERFICIAL EM MINAS  
A CÉU ABERTO COM FOCO NA EXTRAÇÃO DE BAUXITA**

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

APROVADA: 13 de maio de 2022.

Assentimento:



---

Aline Gonçalves Spletozer

Autora



---

Herly Carlos Teixeira Dias

Orientador

*À minha família, em especial à minha mãe Roseli e ao meu pai José Carlos (in memoriam).*

*Dedico!*

## AGRADECIMENTOS

A Deus pela vida e por me iluminar e proteger.

À minha família, em especial a minha mãe Roseli, meu pai José Carlos (*in memoriam*), irmão Amilton, padrasto José, vó Rosa e vô Aristides pela motivação, amor e apoio de sempre.

À Universidade Federal de Viçosa, ao Departamento de Engenharia Florestal e ao Laboratório de Hidrologia Florestal pela oportunidade de realização da pesquisa e doutoramento, em especial aos funcionários: Alexandre (DEF), Dilson (DEF), Chiquinho (DEF), Machado (LHF), Edna (LHF), Claudio (DPS) e Evandro (DPS) por estarem sempre dispostos a ajudar.

Ao professor Herly Carlos Teixeira Dias, pela orientação e incentivo, assim como o professor Elpídio Inácio Fernandes Filho que orientou nas análises do capítulo 3 e aos inúmeros professores que contribuíram para a minha formação até aqui.

À Companhia Brasileira de Alumínio (CBA) pelo apoio financeiro e logístico e pela concessão de acesso à área de estudo, em especial ao Geraldo Sergio Werneck e Christian Andrade pela parceria e demais membros da equipe (Wellington, Juliana, Rodrigo, Aldo, Márcio, Rodrigo Cruzué, Douglas, Edmilson, Edson, Renato, Fábio Júnior, Marcelo, Diego, Thiago Rezende, Érica, Márcio, Vanessa, Jorge e Mota e todos os demais colaboradores da empresa envolvidos) sempre solícitos em ajudar no desenvolvimento da pesquisa.

Agradeço aos meus amigos especialmente a Cátia, Abelardo, Lucirene, Naiara pela amizade, incentivo e suporte nessa jornada, e todos os demais que me ofereceram suporte emocional para atravessar essa jornada.

Aos colegas da Pós-graduação (Rodolfo, Sérgio e Lucas) e estagiários (Thaís e Yuji) pelas ajudas.

À Sociedade de Investigações Florestais - SIF pela administração das finanças do projeto.

Agradeço imensamente a cada brasileiro que subsidiou a realização do meu sonho através de uma educação inclusiva, gratuita e de qualidade. À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pela concessão da bolsa de estudos – Código de Financiamento 001.

Enfim, sou grata a todas as pessoas que me apoiaram e ajudaram diretamente e/ou indiretamente nesta conquista. A todos meu muito obrigada!

## RESUMO

SPLETOZER, Aline Gonçalves, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, maio de 2022. **Monitoramento e predição do escoamento superficial em minas a céu aberto com foco na extração de bauxita.** Orientador: Herly Carlos Teixeira Dias.

A mineração é uma das principais atividades que contribui para o desenvolvimento econômico mundial. Na mineração superficial, o solo é escavado para atingir a matéria prima, como consequência os processos envolvidos no ciclo hidrológico são afetados, em especial, os caminhos das águas superficiais. O monitoramento em campo associado à predição precisa e confiável de escoamento superficial auxilia no planejamento e gestão dos recursos hídricos de áreas mineradas superficialmente, como minas de bauxita. Nesta tese, (i) os estudos sobre escoamento superficial em minas de superfície na última década foram revisados (2009 a 2020); (ii) a análise do escoamento superficial antes da mineração e durante seis anos de reabilitação com plantio de Eucalipto, após a mineração de bauxita foi apresentada; e, (iii) modelos de regressão e cinco algoritmos de aprendizado de máquina foram usados para explicar e prever o escoamento mensal de seis anos de reabilitação em minas de bauxita. Revisão da literatura, monitoramento do escoamento superficial em campo e os fatores que o influenciam, assim como análises e modelagem no software R foram realizadas para atingir os três objetivos desta tese. As novas descobertas foram: A China, os Estados Unidos e Espanha lideram os trabalhos sobre escoamento superficial em áreas de mineração superficial. O escoamento anual variou entre 2,75 mm até 488 mm, sendo que a maior parte do planeta não registrou os impactos hidrológicos dessa atividade em escala local, por meio de artigos científicos. O escoamento percentual médio monitorado em campo nas minas de bauxita foi inferior a 1% em todos os períodos de reabilitação e chegou a ser 14,09 vezes menor que antes da mineração (1,13%), sendo que as características do solo, serapilheira e vegetação foram os fatores mais explicativos. As equações de regressão linear e algoritmos de aprendizado de máquina indicaram o volume precipitado, duração acumulada da precipitação, intensidade máxima da precipitação, o mês e o número de eventos como as variáveis mais explicativas para a geração do escoamento. A abordagem de modelos de regressão linear foi satisfatória na predição do escoamento superficial de área minerada de bauxita, sendo recomendado usar a equação anual ajustada para o respectivo ano de reabilitação. Os algoritmos de aprendizado de máquina Cubist e Random Forest apresentaram as melhores

acurácias para redizer o escoamento na maioria dos anos de reabilitação, mas não houve um melhor modelo que apresentasse consistentemente o melhor resultado em todos os anos de reabilitação, sendo recomendado usar o modelo anual para o respectivo ano de reabilitação. Apesar da reabilitação completa da área minerada demandar um longo processo, nossas descobertas indicam que a sucessão da vegetação e os cuidados com a adequação das características do solo são eficazes para potencializar a recuperação do ecossistema após a desestruturação do solo em minas de bauxita a céu aberto. Assim como, equações e algoritmos apresentaram-se como ferramentas úteis para a predição do escoamento mensal em áreas mineradas, tornando-se um ponto inicial na busca da otimização do planejamento hidrológico das minas superficiais de bauxita.

Palavras-chave: Águas superficiais. Mineração. Reabilitação. Inteligência artificial. Hidrologia Florestal.

## ABSTRACT

SILVA, José da, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, May, 2022. **Monitoring and prediction of surface runoff in open pit mines with a focus on bauxite extraction.** Adviser: Herly Carlos Teixeira Dias.

Mining is one of the main activities that contributes to world economic development. In surface mining, the soil is excavated to reach the raw material, as a consequence the processes involved in the hydrological cycle are affected, in particular, the surface water paths. Field monitoring associated with accurate and reliable prediction of surface runoff assists in the planning and management of water resources in surface-mined areas, such as bauxite mines. In this thesis, (i) studies on surface runoff in surface mines in the last decade were reviewed (2009 to 2020); (ii) the analysis of surface runoff before mining and during six years of rehabilitation with Eucalyptus plantations after bauxite mining was presented; and, (iii) regression models and five machine learning algorithms were used to explain and predict the monthly runoff of six years of rehabilitation in bauxite mines. Literature review, monitoring of surface runoff in the field and the factors that influence it, as well as analysis and modeling in the R software were carried out to achieve the three objectives of this thesis. The new findings were: China, the United States and Spain lead the work on surface runoff in surface mining areas. The annual runoff ranged from 2.75 mm to 488 mm, and most of the planet has not recorded the hydrological impacts of this activity on a local scale, through scientific articles. The average percentage runoff monitored in the field in the bauxite mines was less than 1% in all rehabilitation periods and was 14.09 times greater than before mining (1.13%), and the soil characteristics, litter and vegetation were the most explanatory factors. Linear regression equations and machine learning algorithms indicated the volume of precipitation, accumulated duration of precipitation, maximum intensity of precipitation, the month and the number of events as the most explanatory variables for the generation of runoff. The approach of linear regression models was satisfactory in the prediction of surface runoff from bauxite mined area, being recommended to use the annual equation adjusted for the respective year of rehabilitation. The Cubist and Random Forest machine learning algorithms presented the best accuracies to reduce the flow in most years of rehabilitation, but there was no best model that consistently presented the best result in all years of rehabilitation, being recommended to use the annual model for the respective year of rehabilitation. Although the complete

rehabilitation of the mined area demands a long process, our findings indicate that the succession of vegetation and the care with the adequacy of the soil characteristics are effective to enhance the recovery of the ecosystem after the destructuring of the soil in mines of the bauxite open pit. As well, equations and algorithms were presented as useful tools for the prediction of monthly runoff in mined areas, becoming a starting point in the search for the optimization of the hydrological planning of surface bauxite mines.

**Keywords:** Surface waters. Mining. Rehabilitation. Artificial intelligence. Forest Hydrology.

## SUMÁRIO

INTRODUÇÃO GERAL .....	11
ARTIGO 1: ESCOAMENTO SUPERFICIAL EM ÁREAS DE MINERAÇÃO A CÉU ABERTO: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA DOS MÉTODOS, FATORES INFLUENTES, QUANTIFICAÇÕES E TENDÊNCIAS .....	13
RESUMO.....	13
1. INTRODUÇÃO.....	14
2. MÉTODOS PARA PESQUISA BIBLIOGRÁFICA .....	15
2.1. Pesquisa sistemática de literatura .....	15
2.2. Extração de dados.....	17
2.3. Análises dos artigos.....	17
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	17
3.1. Literatura sobre escoamento superficial em áreas de mineração superficial.....	17
3.2. Fatores que influenciam no escoamento superficial.....	19
3.3. Métodos usados para mensurar o escoamento superficial.....	22
3.3.1. Laboratório.....	22
3.3.2. Campo.....	23
3.3.3. Estimativas.....	26
3.4. Volume de escoamento superficial em áreas de mineração superficial .....	33
3.4.1. Quantificação em laboratório.....	37
3.5. Tendências do escoamento superficial em áreas de mineração.....	38
3.6. Lacunas de pesquisa .....	40
4. CONCLUSÃO.....	41
ARTIGO 2: ESCOAMENTO SUPERFICIAL EM ÁREAS DE MINERAÇÃO DE BAUXITA REABILITADAS COM EUCALIPTO.....	42
RESUMO.....	42
1. INTRODUÇÃO.....	42
2. MATERIAIS E MÉTODOS .....	44
2.1. Área de estudo .....	44
2.2. Escoamento superficial.....	48
2.3. Variáveis que influenciam no escoamento superficial.....	49
2.3.1. Precipitação.....	49
2.3.2. Cobertura vegetal .....	50
2.3.3. Serapilheira .....	50
2.3.4. Propriedades do solo .....	50
2.3.5. Infiltração de água no solo.....	51
2.4. Análises estatísticas .....	51
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	52
3.1. Características das chuvas .....	52
3.2. Escoamento superficial .....	53
3.3. Escoamento superficial vs Precipitação.....	56
3.4. Infiltração de água no solo.....	58

3.5. Variáveis que influenciam no escoamento superficial.....	60
4. CONCLUSÃO .....	63
ARTIGO 3: MODELOS DE REGRESSÃO E <i>MACHINE LEARNING</i> PARA PREDIÇÃO DO ESCOAMENTO SUPERFICIAL EM MINAS DE BAUXITA .....	64
RESUMO.....	64
1. INTRODUÇÃO .....	65
2. MATERIAL E MÉTODOS .....	67
2.1. Área de estudo e obtenção dos dados .....	67
2.2. Processo de modelagem.....	69
2.3. Seleção de variáveis.....	70
2.3.1. Seleção de variáveis para regressão linear.....	70
2.3.2. Seleção de variáveis para os modelos de aprendizado de máquina .....	71
2.4. Abordagem de Modelagem .....	71
2.5. Avaliação dos modelos .....	71
3. RESULTADOS .....	72
3.1. Escoamento superficial.....	72
3.2. Seleção inicial das variáveis preditoras .....	73
3.3. Modelos de regressão linear para definir as variáveis explicativas.....	73
3.4. Modelos de regressão linear para predição do escoamento superficial .....	75
3.5. Modelos preditivos de aprendizado de máquina .....	79
4. DISCUSSÃO .....	82
4.1. Modelos de regressão linear para definir as variáveis explicativas.....	82
4.2. Modelos de regressão linear para predição do escoamento superficial.....	83
4.3. Modelos preditivos de aprendizado de máquina .....	84
5. CONCLUSÃO .....	86
CONCLUSÃO GERAL .....	87
RECOMENDAÇÕES TÉCNICAS .....	88
REFERÊNCIA .....	89
ANEXOS .....	103

## INTRODUÇÃO GERAL

A mineração superficial é uma atividade essencial para o desenvolvimento econômico e social de diversos países do mundo, desde o início do período paleolítico com os primeiros registros na Espanha e na Grécia (GABARRÓN et al., 2019; KENNEDY, 1990). Dentre os minérios extraídos superficialmente tem-se a bauxita, formada por minerais de óxido e hidróxido de alumínio (BÁRDOSY, 1982; MATEUS et al., 2017; SLEPPY et al., 2016). Os líderes na produção de bauxita incluem Austrália, China, Brasil, Índia e Guiné (HERRINGTON et al., 2016), sendo que no Brasil, os depósitos são explorados predominantemente nas regiões Norte e Sudeste (MELFI, 1997).

O processo de retirada do minério em minas de superfície envolve a remoção da vegetação, dos horizontes superiores do solo e da rocha subjacente, usando máquinas para expor e retirar a matéria-prima (KENNEDY, 1990; RUBIO et al., 2013; ZEGRE et al., 2014). Após a retirada do minério, a reabilitação inicia-se com a reconstrução do solo, quando os materiais de solo (estéreis- solo sem minério e *topsoil*- solo orgânico) são usados para preencher as cavas e reconstituir a topografia. Ao final, a área é vegetada (CHAER et al., 2011; RUBIO et al., 2013; VILAS BOAS et al., 2018). As alterações no solo (GUO et al., 2020; LI et al., 2017; WANG; WANG, 2020), na vegetação (ESPIGARES et al., 2013; MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009) e na topografia (GUO et al., 2020; LI et al., 2017; SUYONO et al., 2020) geram preocupações quanto aos seus efeitos nos recursos hídricos (ESPIGARES et al., 2013; LUAN et al., 2020; MANNA; MAITI, 2016; SUYONO et al., 2020; ZHANG et al., 2015), principalmente no escoamento superficial, correspondente a precipitação que não infiltra no solo e flui sobre o terreno (PING et al., 2017; WEYMAN, 1975).

Levantamentos na literatura sobre os efeitos da mineração no escoamento superficial podem auxiliar na definição dos fatores influentes, métodos de monitoramento e estimativas e na melhoria dos processos, a partir da gestão da reabilitação (GORMAN; DZOMBAK, 2018). Os efeitos na mineração no escoamento superficial tem recebido grande atenção nas pesquisas na última década, sendo mais de 70% os trabalhos de estimativas (AWOTWI et al., 2019; GUO et al., 2017, 2019a; LIANG et al., 2019a; WANG; LIN; ZHANG, 2016; ZEGRE et al., 2014; ZÉGRE; MAXWELL; LAMONT, 2013; ZHANG; WANG; ZHOU, 2020) e poucos a monitoramento em campo (ESPIGARES et al., 2013; MERINO-MARTÍN et al., 2012; MORENO-DE-LAS-HERAS et al., 2020; RUBIO et al., 2013; ZHANG et al., 2015).

O escoamento superficial em minas superficiais vem sendo monitorado, principalmente, na China, nos Estados Unidos e na Espanha em experimentos de campo sob chuva simulada (GOMEZ-GONZALEZ et al., 2016) e natural (MERINO-MARTÍN et al., 2012) ou por estimativas (LIANG et al., 2019a; TAYLOR et al., 2009). Entretanto, no Brasil os estudos são incipientes, sendo registrado somente a retenção do escoamento em barraginhas (RUBIO et al., 2013) e o monitoramento no campo em parcelas no primeiro (SPLETOZER et al., 2021a) e aos 2,5 e 3,5 anos de reabilitação (SPLETOZER et al., 2021b). O raro monitoramento do escoamento nas minas no Brasil pode estar relacionado a escassez de exigências legais (JEBER; PROFETA, 2018), assim como ao custo elevado, às dificuldades experimentais e ao longo prazo necessário para estudos em campo (LIANG et al., 2019b). Portanto, dados de série temporal de escoamento em campo são essenciais para acompanhar o desenvolvimento da reabilitação e auxiliar no planejamento e readequação do fechamento das minas (AWOTWI et al., 2019; HE et al., 2020).

Os dados de séries temporais podem ser úteis para a predição do escoamento superficial (HUANG et al., 2019). Algoritmos de aprendizado de máquina têm recebido cada vez mais atenção em hidrologia usando esses dados, por exemplo, para a modelagem de processos chuva-vazão (HOSSEINI; MAHJOURI, 2016; OKKAN et al., 2021; YOUNG; LIU; WU, 2017) e estimativa do escoamento superficial (LI et al., 2020; SCHOPPA; DISSE; BACHMAIR, 2020). No entanto, o uso de algoritmos de aprendizado de máquina para estimar o escoamento superficial em áreas mineradas é um desafio, principalmente no Brasil, onde dados de monitoramento são ausentes.

Diante desses desafios, essa tese foi organizada em três capítulos buscando atender os seguintes objetivos: 1) fornecer uma visão geral dos efeitos da mineração superficial no escoamento superficial indicando os métodos usados no monitoramento e os principais fatores ambientais que influenciaram esse processo na última década; 2) Apresentar a análise do escoamento superficial antes da mineração e o monitoramento durante seis anos de reabilitação com plantio de Eucalipto, após a mineração de bauxita; e, 3) Avaliar diferentes modelos de regressão e aprendizado de máquina para a predição do escoamento superficial mensal a partir de dados coletados em duas minas de bauxita no sudeste do Brasil. Nosso estudo permitirá verificar os efeitos da mineração superficial sobre o escoamento superficial e identificar qual modelo e/ou algoritmo apresenta maior acurácia na predição desse processo em áreas mineradas superficialmente, orientando assim os órgãos gestores, técnicos e pesquisadores para ações de planejamento e gestão de recursos hídricos.

**ARTIGO 1: ESCOAMENTO SUPERFICIAL EM ÁREAS DE MINERAÇÃO A CÉU  
ABERTO: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA DOS MÉTODOS, FATORES  
INFLUENTES, QUANTIFICAÇÕES E TENDÊNCIAS**

**RESUMO**

A mineração é uma das principais atividades que contribuem para o desenvolvimento econômico mundial. No processo de mineração superficial, o solo é escavado para atingir a matéria prima, de forma a alterar a paisagem, e especialmente, o ciclo hidrológico e suas águas superficiais. Neste trabalho, o impacto da mineração superficial no escoamento superficial foi revisado nos artigos publicados de 2009 a 2020 indexados nas bases de dados Science Direct, Scopus, Web of Science e Scielo. Os métodos de medição, as quantidades, os fatores influentes e as tendências do escoamento superficial em áreas de mineração são apresentadas e as lacunas, desafios e oportunidades de pesquisas são discutidas. Foram encontrados 10.274 artigos, sendo selecionados 39 para as análises dos resultados. Dentre os métodos levantados, as medições em laboratório e campo usando parcelas, e, em maior quantidade, estimativas são usados em todo o mundo para a mensuração do escoamento superficial em áreas de mineração superficial. A partir dos artigos revisados, observou-se que o escoamento superficial na última década variou de 2,75 a 488 mm anual para precipitações entre 386 e 2189 mm. Mensalmente os valores foram de 0,5 a 83,3% da precipitação. A recuperação eficaz das minas deve considerar, principalmente, a cobertura vegetal, a estrutura do solo e o microrelevo como fatores que permitem resultados positivos na redução do escoamento superficial, sendo essa a principal tendência quando esse é avaliado em séries temporais. Os maiores desafios do monitoramento do escoamento superficial em áreas de mineração estão relacionados ao longo tempo necessário e a dificuldade de coletas de dados em campo, além da baixa precisão, quando estimados por dados de precipitação. A maior parte do território mundial não teve suas minas superficiais monitoradas quanto ao escoamento superficial na última década, sendo no Brasil relatado apenas um estudo. Portanto, novas pesquisas são necessárias para abordar totalmente as questões importantes sobre os impactos da mineração nas águas superficial a nível mundial.

Palavras-chave: Águas superficiais; Impacto; Precipitação; Vegetação; Solo.

## 1. INTRODUÇÃO

A mineração é uma atividade econômica presente em vários países do mundo, e embora seja essencial para o desenvolvimento social esta atividade pode causar profundos impactos ambientais (GABARRÓN et al., 2019). A mineração de superfície envolve a remoção da vegetação, do solo superior e rocha subjacente por meio de máquinas pesadas, que expõe e retira a matéria-prima (ZEGRE et al., 2014). Após a retirada do minério, os materiais de solo retirados (estéreis- solo sem minério e *topsoil*- solo orgânico) são usados para preencher as cavas e reconstituir a topografia e a área é vegetada ao final (CHAER et al., 2011; RUBIO et al., 2013; VILAS BOAS et al., 2018).

Entre os impactos ambientais causados pela atividade de mineração superficial estão a alteração da cobertura vegetal (ESPIGARES; MORENO-DE LAS HERAS; NICOLAU, 2011), a degradação física, química e biológica dos solos (WANG; WANG, 2020) e as modificações na paisagem (ZEGRE et al., 2014) e nos recursos hídricos (MERINO-MARTÍN et al., 2012; GABARRÓN et al., 2019; LUAN et al., 2020).

Uma das preocupações em relação aos impactos da mineração superficial nos recursos hídricos é quanto aos seus efeitos no escoamento superficial (PING et al., 2017). O escoamento superficial é o processo hidrológico no qual a água da precipitação que não infiltra na superfície do solo continua a fluir sobre a superfície do terreno (WEYMAN, 1975). Existem dois tipos de escoamento superficial: (1) as águas que se deslocam livremente sobre a superfície e, (2) a vazão, definida como toda água que flui no leito do curso d'água (VALENTE; GOMES, 2005). O escoamento superficial é impactado pelas atividades de mineração superficial, que inevitavelmente geram mudanças na superfície do solo (PING et al., 2017).

A pesquisa sobre o impacto da mineração nos recursos hídricos começou nos anos 80 (MA et al., 2020), inicialmente, com foco principalmente no efeito da mineração nas águas subterrâneas (BOOTH, 1986). Nos últimos anos, com o aumento dos problemas relacionados aos recursos hídricos em áreas de mineração, o foco dos estudos se voltou para os impactos nas águas superficiais (ESPIGARES; MORENO-DE LAS HERAS; NICOLAU, 2011; LUAN et al., 2020; SHINDE et al., 2017). Esses impactos continuam aumentando globalmente (GORMAN; DZOMBAK, 2018) e embora a mineração de superfície seja realizada para extrair minerais a nível mundial, está na maioria das vezes associada ao carvão, principalmente, na China, Estados Unidos e Espanha (DAEMEN, 2004).

A atividade de mineração deve estar focada na redução de seus impactos ambientais, além dos socioeconômicos (GORMAN; DZOMBAK, 2018). O conhecimento sobre como a mineração impacta os recursos hídricos, tanto na quantidade quanto na qualidade, melhorará enormemente o planejamento e o gerenciamento dos recursos naturais (AWOTWI et al., 2019) e até que isso não seja compreendido, será difícil alcançar esforços para reduzir os problemas ambientais associados à mineração (ZÉGRE; MAXWELL; LAMONT, 2013). Portanto, é imprescindível o conhecimento da dinâmica do escoamento superficial em áreas de mineração superficial, assim como os resultados encontrados sobre o tema, de forma a identificar não somente as lacunas, mas também os desafios e oportunidades para novas pesquisas.

Buscou-se com essa revisão responder as seguintes questões: Quais os métodos usados para mensurar o escoamento superficial em áreas de mineração a céu aberto? Quais os fatores explicam o escoamento superficial nessas áreas? Quais as quantidades de escoamento superficial estão sendo obtidas após a mineração superficial? Qual a tendência a longo prazo do escoamento superficial nessas áreas? Quais as necessidades de pesquisa sobre os efeitos da mineração nesse processo hidrológico? Os objetivos foram: i) fornecer uma visão geral dos efeitos da mineração superficial no escoamento superficial; ii) descrever os métodos mais avançados no monitoramento e na predição do escoamento superficial; iii) discutir os principais fatores ambientais que influenciam esse processo hidrológico; iv) apontar as tendências do escoamento superficial nessas áreas em séries temporais; e, i) identificar as lacunas e necessidades de pesquisa sobre os efeitos da mineração nesse processo hidrológico.

## **2. MÉTODOS PARA PESQUISA BIBLIOGRÁFICA**

### **2.1. Pesquisa sistemática de literatura**

O *design* da revisão sistemática foi realizado de acordo com a lista de verificação PRISMA (Principais Itens para Relatar Revisões sistemáticas e Meta-análises) (MOHER et al., 2009). As palavras-chave: “*runoff in mining areas*”, “*trends in runoff in mining*” e “*surface runoff in surface mine*” foram pesquisadas nas indexações *on-line* das bases de dados Science Direct, Scopus, Web of Science e Scielo entre junho de 2020 e março de 2021. Artigos científicos em inglês de 2009 a 2020 foram considerados. O software Mendeley versão 1.19.4 foi usado para a coleta e um melhor gerenciamento dos documentos.

Após a busca inicial por meio das bases de dados, os artigos foram triados, primeiro excluindo os artigos duplicados (um filtro foi aplicado usando recursos do Mendeley), ou

seja, aqueles com indexação em mais de uma base de dados ou associados a mais de uma palavra-chave. Os demais estudos foram selecionados por relevância com base no título e títulos relevantes foram escolhidos pelo resumo e o texto completo foi então revisado.

Na fase de inspeção do artigo completo, uma série de critérios foi seguida para padronizar os relatos incluídos. Critérios como conteúdo, enfoque no assunto, métodos, dados e principais resultados do estudo foram considerados. Apenas trabalhos que discutissem especificamente a quantificação do escoamento superficial em áreas de mineração superficial e a avaliação das tendências desse escoamento superficial ao longo do processo de reabilitação foram incluídos. Artigos que não apresentavam valores de escoamento ou análise dos fatores de influência foram excluídos. Estudos com dados de escoamento na escala de bacia hidrográfica, no caso dos trabalhos de estimativa, também foram considerados para ampliar o número de trabalhos, desde que apresentassem pelo menos um resultado de escoamento superficial em milímetro (Figura 1).

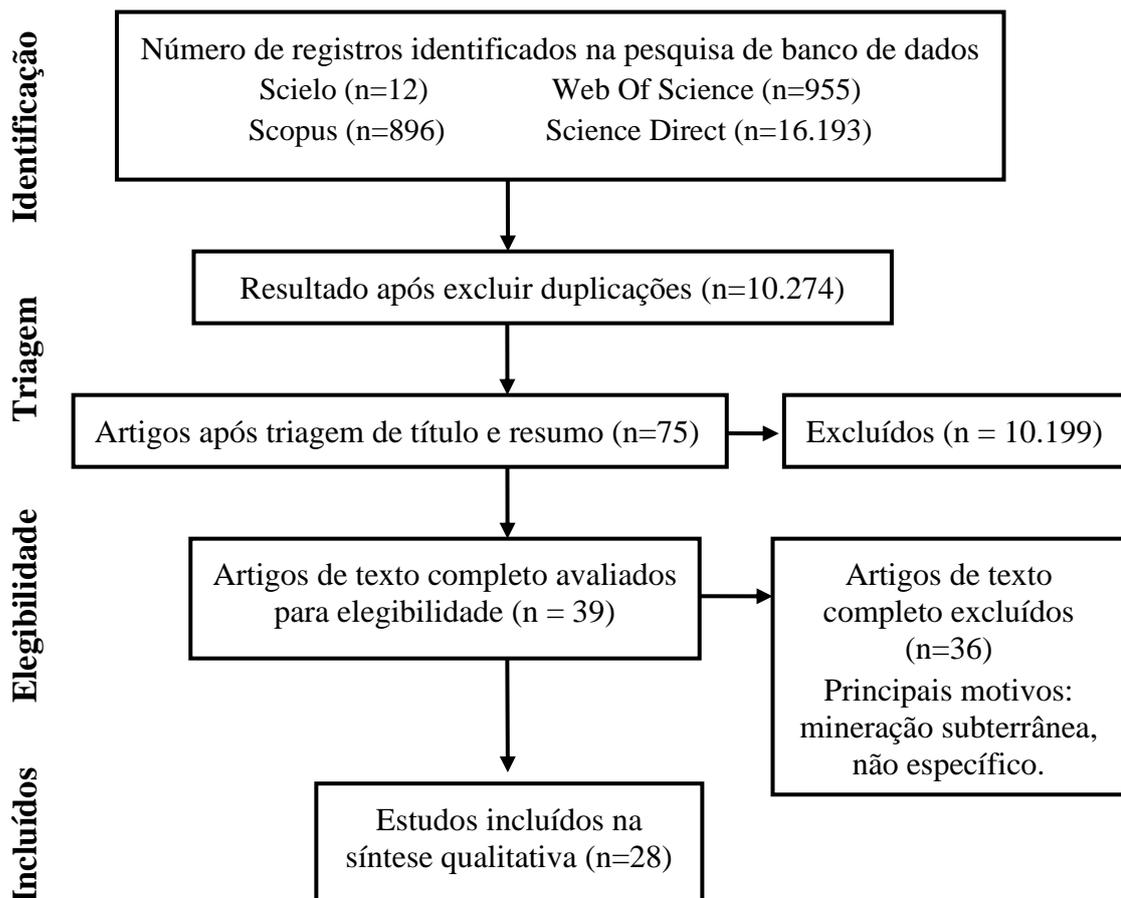


Figura 1 – Fluxograma da coleta e seleção da revisão sistemática da literatura, n = número de artigos.

## **2.2. Extração de dados**

Para cumprir o objetivo principal deste artigo, após obter um conjunto de trabalhos que atenderam os critérios estabelecidos, foi realizada separado aqueles realizados na escala de campo, daqueles de estimativa ou laboratoriais. Um banco de dados foi construído extraíndo de cada artigo os detalhes: autor, ano de publicação, material minerado, local, os métodos, resultados, período de estudo e forma de precipitação (Anexo 1).

Uma síntese das principais conclusões foi realizada para desenvolver uma estrutura de resultados que mostrasse o escoamento superficial em áreas mineradas superficialmente a nível mundial na última década. Essa estrutura de resultados foi analisada e foram identificadas oportunidades para trabalhos futuros.

## **2.3. Análises dos artigos**

Os artigos com valores de escoamento superficial em milímetros ou porcentagem foram usados para análise estatística descritiva e gráficos foram construídos para demonstrar a faixa de escoamento superficial em áreas de mineração na última década. Um mapa com a distribuição dos estudos mundialmente foi elaborado no ArcGis 10.7.

# **3. RESULTADOS E DISCUSSÃO**

## **3.1. Literatura sobre escoamento superficial em áreas de mineração superficial**

A revisão sistemática resultou em 39 artigos revisados por pares, desses 46% foram publicados nos últimos dois anos (Figura 2). Os dados desses artigos estão disponíveis em uma planilha anexa (Anexo 1). Dezesesseis valores de escoamento superficial anual em milímetros, 15 mensal, 17 mensal em porcentagem e 9 resultados de tendência após a mineração superficial nas diferentes regiões do planeta foram obtidos). Nesses trabalhos, 26 valores de precipitação anual, 6 mensal, 1 máximo diário e 12 intensidades de chuva simulada foram relatados.

Os estudos sobre o escoamento superficial foram registrados, principalmente, na China, Estados Unidos e Espanha (Figura 2). Esse resultado corrobora com a predominância de minas superficiais nesses países, pois embora a mineração de superfície seja realizada a nível mundial, a China e Estados Unidos lideram com as minas de carvão (DAEMEN, 2004). Vale enfatizar que no Brasil foi encontrado apenas um estudo (RUBIO et al., 2013). Essa lacuna pode estar associada a falta de exigência do monitoramento desse processo nos anos de

reabilitação na legislação e durante o processo de licenciamento ambiental (JEBER; PROFETA, 2018).

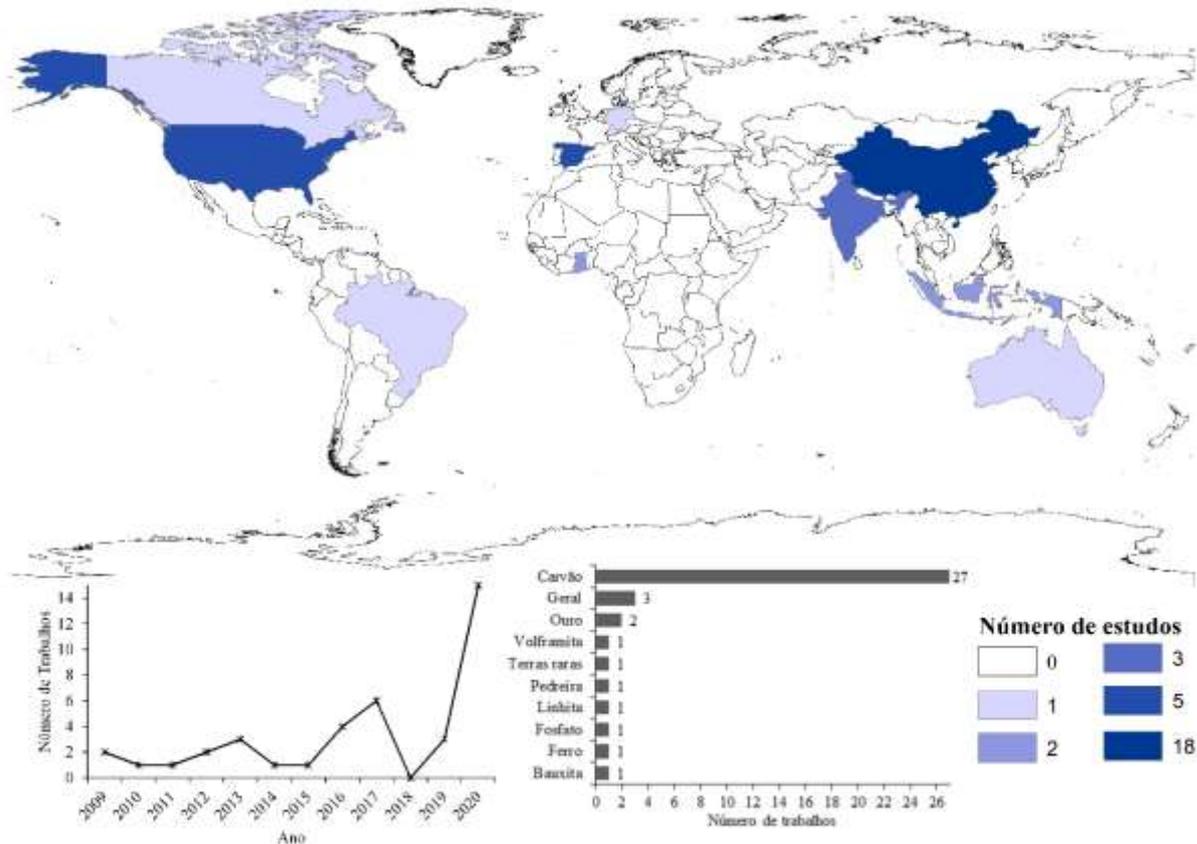


Figura 2 – Estudos selecionados na revisão da literatura distribuídos nos seus respectivos países, número de estudos publicados por ano e tipos de mineração com estudos sobre o escoamento superficial entre 2009 e 2020.

Dentre os 39 trabalhos encontrados, 27 foram em mineração de carvão (GUO et al., 2020, 2017; HOOMEHR et al., 2013; MA et al., 2020; MERINO-MARTÍN et al., 2012; NIGAM et al., 2017; WU et al., 2020), três não especificaram o tipo de mineração por ser simulação a nível de bacia hidrográfica (AWOTWI et al., 2019; ISNIARNO; AZIZ; ISWANDARU, 2020; LIANG et al., 2019a) e dois em mineração de ouro (AWOTWI et al., 2017; LABONTÉ-RAYMOND et al., 2020). As demais minerações tiveram um registro, sendo elas: Volframita (GOMEZ-GONZALEZ et al., 2016), Terras raras (LIU et al., 2020), pedreira (ZHANG et al., 2016), Linhita (BIEMELT; SCHAPP; GRÜNEWALD, 2011), Fosfato (WANG; LIN; ZHANG, 2016), Ferro (LV et al., 2020) e Bauxita (RUBIO et al., 2013) (Figura 2).

### 3.2. Fatores que influenciam no escoamento superficial

As mudanças no escoamento superficial são atribuídas às influências dos fatores climáticos e das atividades humanas (AWOTWI et al., 2017). A precipitação é o principal fator climático que influencia no escoamento superficial (LI et al., 2017). Dentre as atividades antropogênicas, aqui a mineração, as alterações estão associadas principalmente a topografia (ZEGRE et al., 2014), a estrutura do solo (WANG; WANG, 2020) e a cobertura vegetal (ESPIGARES et al., 2013) (Figura 3).

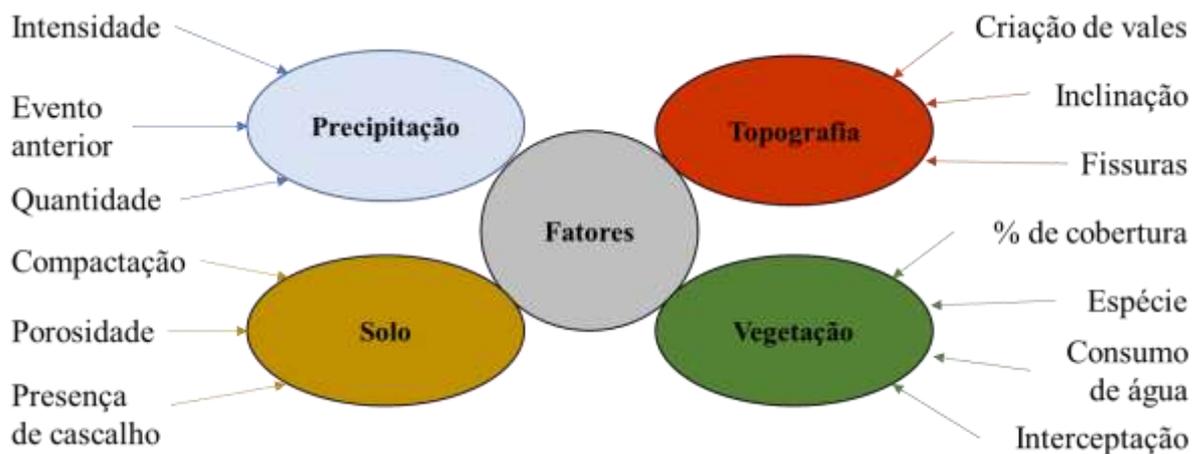


Figura 3 – Fatores que influenciam no escoamento superficial em áreas de mineração a céu aberto.

O volume de precipitação e sua intensidade afetam diretamente o coeficiente de escoamento superficial em áreas mineradas (LI et al., 2017; WU; LENON; DONG, 2020), sendo que o volume do escoamento é diretamente influenciado pelo volume de precipitação, com correlação de até 0,99 (LIU et al., 2020). A intensidade de precipitação é o principal fator na geração do escoamento superficial (LABONTÉ-RAYMOND et al., 2020). Em condições semelhantes de solo e inclinação, o escoamento aumenta gradualmente com a quantidade da chuva. Por exemplo, para uma inclinação de 40°, o coeficiente de escoamento pode aumentar de 0,516 para 0,758, com a precipitação variando de 56,27 para 129,57 mm, o que corresponde a uma mudança de 46,9% no coeficiente de escoamento superficial (LI et al., 2017). Esse aumento está relacionado ao efeito da intensidade da precipitação no selamento da superfície do solo que prejudica a infiltração de água no solo (WANG; WANG, 2020). Além disso, quantidades elevadas de precipitação tendem a saturar rapidamente o solo, e conseqüentemente, reduzir a infiltração e a gerar altos valores de escoamento superficial (NIGAM et al., 2017). Com base no método de regressão *stepwise*, a precipitação foi o

principal fator de influência no escoamento, sendo seguido pela atividade de mineração de carvão, medidas de conservação de água e temperatura (WU et al., 2020).

A análise da relação entre o escoamento e as características do evento indicou que a precipitação antecedente, tanto a intensidade máxima e a média da precipitação, e o volume de chuvas se correlacionaram significativamente com o escoamento (MORENO-DE-LAS-HERAS et al., 2020). Os eventos de chuva anteriores podem causar alteração das propriedades hidrológicas e hidrofóbicas do substrato das áreas mineradas, dependendo da disponibilidade de umidade com o tempo (BIEMELT; SCHAPP; GRÜNEWALD, 2011; LV et al., 2020). Substrato úmido devido ao evento anterior reduzem a infiltração e leva à geração de escoamento superficial (BIEMELT; SCHAPP; GRÜNEWALD, 2011). A taxa de escoamento aumenta em até 5,4 vezes com o aumento do número de eventos de chuva (LV et al., 2020). Além disso, o volume do escoamento superficial pode aumentar após o período de estiagem devido a repelência à água pela superfície do substrato (BIEMELT; SCHAPP; GRÜNEWALD, 2011).

A vegetação é outro fator que afeta o escoamento superficial em áreas mineradas (ESPIGARES et al., 2013; MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009). Baixos volumes de escoamento são observados em minas com vegetação de rápido crescimento que melhora as propriedades do solo, acelera a sucessão ecológica e evita a perda de água e recursos do solo (ESPIGARES et al., 2013). A vegetação tem efeito exponencial na redução do escoamento superficial devido ao aumento do tempo para início do escoamento e aumento nas taxas de infiltração (MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009). A resposta hidrológica de minas recuperadas com menos de 30% de cobertura vegetal é muito diferente daquelas com cobertura acima de 50%, sendo esse valor o limiar prático para a reabilitação da cobertura do solo no controle do escoamento superficial. Esse limite de cobertura pode ser considerado um critério útil na avaliação e gerenciamento de práticas de reabilitação em ambientes recuperados (MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009).

O tipo de vegetação que cobre o solo também afeta os padrões de geração do escoamento superficial em minas recuperadas. As manchas de vegetação podem ser agrupadas, de acordo com as taxas de escoamento e umidade do solo, em microambientes com papéis hidrológicos de sumidouro e fontes de escoamento superficial. Manchas de solo exposto entre plantas com solo pobre e baixa capacidade de infiltração são áreas geradoras (fontes) de escoamento. Em contrapartida, áreas com elevada densidade de plantas funcionam

como sumidouro de escoamento, onde o conteúdo de matéria orgânica é maior, favorecendo a agregação e a atividade da fauna do solo aumentando a macroporosidade e a infiltração (MERINO-MARTÍN et al., 2012).

Não apenas a cobertura vegetal controla o escoamento superficial, mas também a morfologia da planta. A introdução de espécies-chave, como *Genista scorpius* com densa folhagem, durante a revegetação de encostas, pode acelerar a recuperação do solo severamente perturbado pela mineração (MERINO-MARTÍN et al., 2012). A revegetação da mina é uma maneira eficaz para reduzir o escoamento superficial. As raízes geram fissuras e orifícios no solo aumentando a porosidade e infiltração e reduzindo a densidade do solo. As raízes de gramíneas se distribuem, principalmente, na camada superficial, as raízes das árvores na camada profunda do solo e as raízes dos arbustos são intermediárias. A mistura desses três hábitos gera uma rica distribuição de raízes e a maior capacidade de armazenamento de água no solo. A boa capacidade de absorção de água associada a interceptação de chuva e a rugosidade da superfície reduzem o impacto direto da chuva no solo, reduzindo o volume e a velocidade do escoamento (ZHANG et al., 2015).

Outro fator que influencia, linearmente, o escoamento superficial é a inclinação do terreno. O aumento da inclinação de 40° para 50° em resíduos de carvão pode alterar o coeficiente de escoamento superficial de 0,504 para 0,516 (LI et al., 2017). Além disso, a topografia associada ao uso da terra foram os principais fatores na definição do coeficiente de escoamento em mina de carvão (SUYONO et al., 2020). Apesar dessa influência da inclinação no aumento do escoamento, a presença de cascalho nas encostas, por exemplo, intercepta o escoamento e pode anular os efeitos da inclinação e diminuir-lo em 33% com o aumento da inclinação de 35° para 40° (GUO et al., 2020). Entretanto, sob mesma inclinação, a presença de elevadas quantidades de cascalho nas pilhas de resíduos de mineração pode impermeabilizar a superfície e aumentar o escoamento superficial em até 3 vezes em relação a terra não perturbada (GUO et al., 2020).

A mineração superficial gera perturbação na superfície do solo e na topografia com a formação de fissuras e depressões (MA et al., 2020; SHINDE et al., 2017). Essas armazenam temporariamente o escoamento superficial reduzindo-o (SHINDE et al., 2017; ZEGRE et al., 2014). Por outro lado, o uso de máquinas pesadas durante a mineração a céu aberto pode resultar na compactação do solo. A compactação severa do solo tem um impacto negativo, reduzindo a porosidade e o transporte de água no solo, acarretando o aumento do escoamento superficial (WANG; WANG, 2020).

Além disso, a construção de estruturas de conservação da água são os principais fatores que causam mudanças no escoamento (LIU et al., 2020). A mineração a céu aberto tem um efeito de aprisionamento nas chuvas e no escoamento. As respostas diferenciais do fluxo de água para a mineração de superfície são, principalmente, devido a diferentes práticas de mineração e recuperação, diferentes escalas de perturbação e diferentes históricos de perturbação e mosaico de cobertura do solo (SONG et al., 2020). A presença de valas na superfície de uma bacia hidrográfica atua na retenção de bacia hidrográfica, como mostrado na Indonésia (ISNIARNO; AZIZ; ISWANDARU, 2020).

Como síntese dos fatores que influenciam no escoamento superficial, é importante mencionar o conceito de 'gestão especializada de escoamento superficial' introduzido por Espigares et al. (2013). Nesse conceito, os fatores mais importantes para a recuperação dos ecossistemas minerados superficialmente estão relacionados ao desenho da topografia, ao manejo das propriedades do solo e a revegetação.

### **3.3. Métodos usados para mensurar o escoamento superficial**

Na última década, o escoamento superficial em áreas de mineração superficial foi monitorado através de estimativas (28 artigos), de estudos de campo com a instalação de parcelas coletoras *in situ* (8 artigos) e de análises do substrato minerado em laboratório (3 artigos).

#### **3.3.1. Laboratório**

Os estudos de escoamento superficial na escala de laboratório estiveram voltados, principalmente, na análise dos efeitos da compactação do solo (WANG; WANG, 2020), das técnicas de bioengenharia, como instalação de sacos ecológicos e cercas de bambu, (ZHANG et al., 2016) e tipos e misturas de substratos (LV et al., 2020) sob diferentes intensidades de chuva. Nesses três estudos, o solo superficial perturbado de minas a céu aberto de carvão (WANG; WANG, 2020) e Ferro em Shanxi (LV et al., 2020), e de uma pedreira em Pequim (ZHANG et al., 2016) todos na China, foram coletados e levados ao laboratório para a execução dos experimentos.

No laboratório, os substratos coletados das minas foram colocados e avaliados em colunas de acrílico (Figura 4a) (WANG; WANG, 2020), containers (Figura 4b) (ZHANG et al., 2016) ou calhas experimentais (Figura 4c) (LV et al., 2020), sendo os dois últimos em inclinações variáveis de 30 e 40°, respectivamente. Esses instrumentos são adaptados com

uma saída ou orifício para a coleta, principalmente, do volume do escoamento, do tempo para início do escoamento e do conteúdo de água em diferentes profundidades, sendo o escoamento coletado e medido com cilindros de medição (LV et al., 2020; WANG; WANG, 2020; ZHANG et al., 2016).

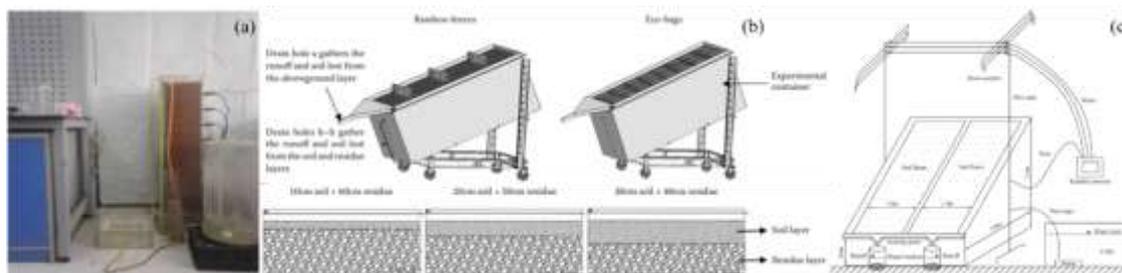


Figura 4 – Instrumentos utilizados para estudo do escoamento superficial dos substratos da mineração em laboratório: Coluna de acrílico para avaliar compactação e intensidade (a); Container com solo e resíduos associados a sacos ecológicos e cercas de bambu (b); e, O simulador de chuva e as calhas do substrato com diferentes misturas de solo e resíduos (c).

Estudos de laboratório usam chuva simulada para medir o escoamento superficial dos substratos, sendo registradas intensidades variaram de 23,12 a 120 mm h<sup>-1</sup> (LV et al., 2020; WANG; WANG, 2020; ZHANG et al., 2016). As diferentes intensidades de chuva, juntamente com os outros parâmetros comparados, como a densidade, tipos e misturas de substratos e resíduos (LV et al., 2020; WANG; WANG, 2020) e a aplicação de técnicas de conservação, como sacos ecológicos e cercas de bambu (ZHANG et al., 2016), foram testadas estatisticamente por análise de variância (ANOVA) e teste múltiplo LSD (LV et al., 2020).

### 3.3.2. Campo

Dentre os oito experimentos de campo, três foram conduzidos sob chuva simulada com intensidades de 28 mm h<sup>-1</sup> (GOMEZ-GONZALEZ et al., 2016), 63 mm h<sup>-1</sup> (MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009) e entre 1 e 3 mm min<sup>-1</sup> (GUO et al., 2020), os demais foram monitorados sob chuva natural e medidos em pluviômetros ou pluviógrafos (ESPIGARES et al., 2013; MERINO-MARTÍN et al., 2012; MORENO-DE-LAS-HERAS et al., 2020; RUBIO et al., 2013; ZHANG et al., 2015) (Figura 5).

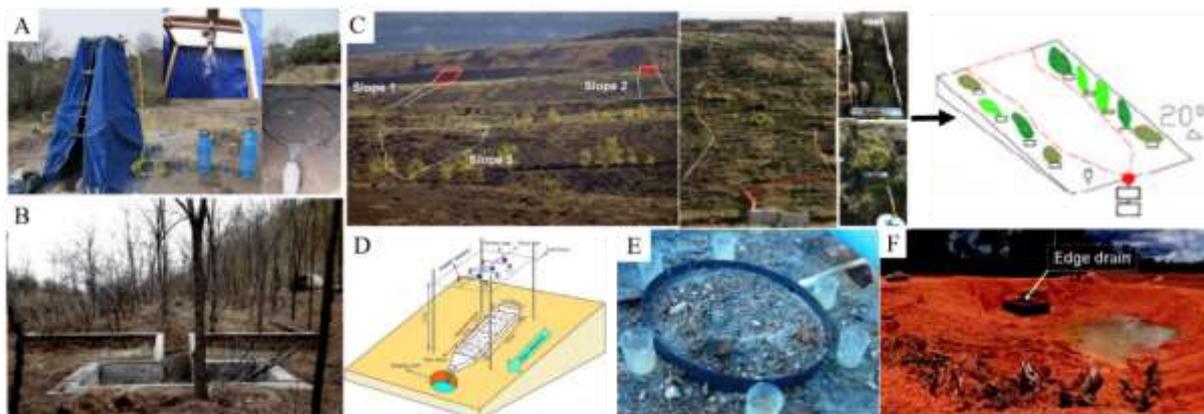


Figura 5 – Sistemas de coletas do escoamento superficial em campo (*in situ*) em áreas de mineração superficial: A) Vista da simulação de chuva sob a parcela experimental (GOMEZ-GONZALEZ et al., 2016); B) Parcela coletora de escoamento de alvenaria (ZHANG et al., 2015); C) Parcelas aninhadas com limites naturais e parcelas Gerlach (MERINO-MARTÍN et al., 2012); D) Esboço da parcela experimental de chuva simulada em campo (GUO et al., 2020); E) Parcela permanente durante a execução de um experimento de simulação de chuva (MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009); e, F) Micro-barragem construída em canal de drenagem (RUBIO et al., 2013).

O escoamento superficial pode ser monitorado em parcelas de vários tamanhos e formas. Os registros foram de parcelas circulares de  $0,24 \text{ m}^2$  (Figura 5A e 5E) (GOMEZ-GONZALEZ et al., 2016; MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009), parcelas retangulares variando de  $3 \text{ m}^2$  (Figura 5D) (GUO et al., 2020) a  $270 \text{ m}^2$  (ZHANG et al., 2015), parcelas do tipo Gerlach de  $1$  a  $16 \text{ m}^2$  ou aquelas com limite natural de  $498$  a  $1474 \text{ m}^2$  (Figura 5C) (ESPIGARES et al., 2013; MORENO-DE-LAS-HERAS et al., 2020). As inclinações das parcelas instaladas variaram de  $3$  a  $40^\circ$ , sendo um único trabalho comparando o efeito da inclinação no escoamento superficial (ZHANG et al., 2015).

As parcelas coletoras de escoamento superficial foram construídas de vários materiais. Na maioria dos trabalhos foram delimitadas com chapas de aço (ESPIGARES et al., 2013; GUO et al., 2020), assim como ferro galvanizado (GOMEZ-GONZALEZ et al., 2016), esteiras de borracha (HOOMEHR et al., 2013) ou paredes de cimento (Figura 5B) (ZHANG et al., 2015). Independente do material de construção, a função da delimitação é impedir a saída de água da parcela para que sua área permaneça constante, por isso, em todas as parcelas o material de delimitação deve ser inserido cerca de  $35 \text{ cm}$  no solo e pelo menos  $15 \text{ cm}$  permanecendo acima da superfície do solo (ESPIGARES et al., 2013; MORENO-DE LAS HERAS;

MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009; ZHANG et al., 2015). O escoamento gerado nas parcelas é direcionado por canos ou pela própria construção em cimento para galões, containers, tambores, poços ou tanques de armazenamento, onde as coletas são realizadas considerando o nível de água no recipiente ou em cilindros de medição após os eventos de escoamento (ESPIGARES et al., 2013; MERINO-MARTÍN et al., 2012; MORENO-DE-LAS-HERAS et al., 2020; ZHANG et al., 2015). Em todos os experimentos, a precipitação também foi monitorada, seja por pluviômetros (MERINO-MARTÍN et al., 2012) ou pluviógrafos (ZHANG et al., 2015).

Os experimentos de campo sob chuva simulada buscaram monitorar o efeito do solo em pilhas de resíduos, sedimentos (GOMEZ-GONZALEZ et al., 2016), resíduos com cascalho e comparados com terra não perturbada (GUO et al., 2020), assim como a influência da cobertura de gramíneas perenes e ervas leguminosas no escoamento superficial (MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009). Já os de chuva natural, avaliaram principalmente o efeito da cobertura vegetal, como a porcentagem de cobertura variando de <5% a >70% e o efeito das espécies no escoamento superficial (ESPIGARES et al., 2013; MERINO-MARTÍN et al., 2012; MORENO-DE-LAS-HERAS et al., 2020), assim como a influência do tipo de vegetação como gramínea, ervas leguminosas, arbusto, floresta e floresta com arbustos (ZHANG et al., 2015).

O número de parcelas foi maior em experimentos de chuva simulada, cerca de 25 (MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009) a 60 parcelas (GUO et al., 2020) foram usadas. Já os monitoramentos em campo que compreendem a coletas pelo menos um ano, tiveram de quatro a oito parcelas por ambiente (ESPIGARES et al., 2013; MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009). Essas repetições podem ser comparadas estatisticamente pela ANOVA, com posterior teste de Tukey, teste t e qui-quadrado, ou teste não paramétrico como Kruskal-Wallis e *post-hoc* de Mann-Whitney. Além disso, o escoamento é avaliado associado a outros fatores que nele influenciam por análise de componentes principais (PCA), coeficiente de correlação de Spearman ou regressão linear (MERINO-MARTÍN et al., 2012; MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009).

No Brasil, não foi relatado experimentos com parcelas, mas a construção de um conjunto de micro-barragens usando diques transversais e caixas de decantação para retenção de água foi usada visando o controle da água superficial e aumento da infiltração da água da chuva em uma mina de bauxita na Amazônia (RUBIO et al., 2013) (Figura 5F). Para isso, as

chuvas e a altura da água acumulada nas caixas foram medidas diariamente (RUBIO et al., 2013).

### 3.3.3. Estimativas

A maior parte dos trabalhos revisados (28 artigos = 71,79%) estimaram ou avaliaram tendência do escoamento superficial em áreas de mineração superficial, sendo encontrados onze modelos e quatro abordagens para análise de tendência (Figura 6).

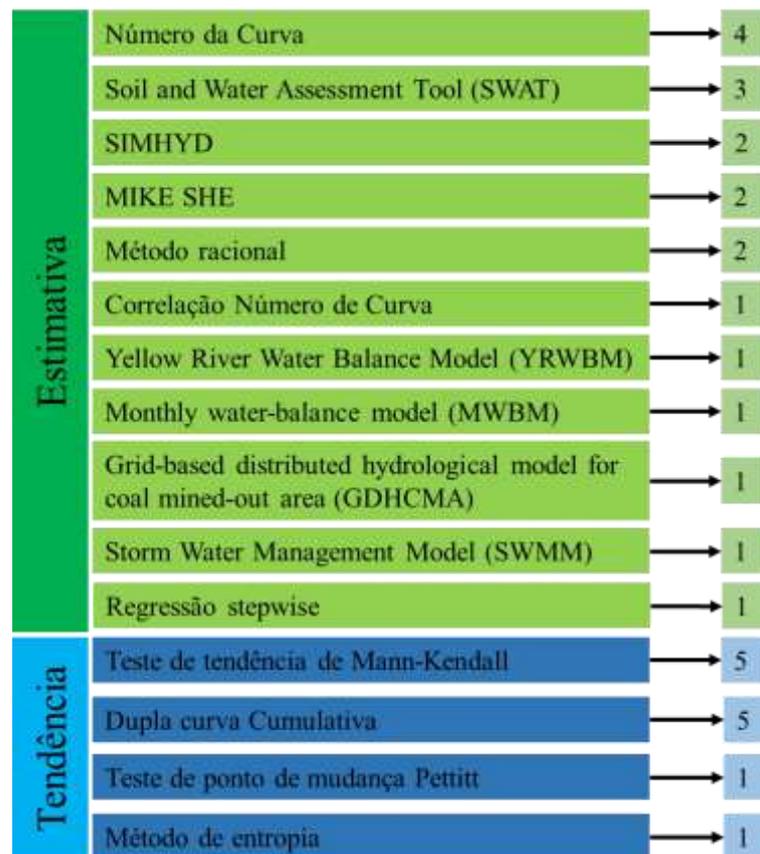


Figura 6 – Modelos para estimativa e abordagens para análise de tendência do escoamento superficial em áreas de mineração superficial na última década (2009-2020) com o respectivo número de trabalhos.

Em todos os modelos são necessários dados de entrada para gerar a equação, estimar ou validar os dados de escoamento superficial. As principais entradas para estimativa são os dados de escoamento superficial medidos em parcelas coletoras no campo (HOOMEHR et al., 2013; TAYLOR et al., 2009), infiltração e umidade do solo observadas (MA et al., 2020) ou associados a precipitação e temperatura das estações meteorológicas (LABONTÉ-RAYMOND et al., 2020), hidrológicas e pluviométricas (LIU et al., 2020). Além disso, são

usadas imagens de satélites, como Landsat, para definição do uso e cobertura do solo (ZEGRE et al., 2014), dados topográficos como modelo digital de elevação (AWOTWI et al., 2019; LIANG et al., 2019a; MA et al., 2020), inclinação (MANNA; MAITI, 2016), depressões (buracos) (SHINDE et al., 2017) e tipo e propriedades do solo (MA et al., 2020; SHINDE et al., 2017) e de cobertura vegetal (AWOTWI et al., 2019; MANNA; MAITI, 2016; NIGAM et al., 2017; SHINDE et al., 2017), assim como índice de área foliar (LUAN et al., 2020). Nas análises de tendências são usados dados diários, mensais ou anuais de escoamento superficial e precipitação para detectar as mudanças geradas pela mineração superficial no passar dos anos (AWOTWI et al., 2017; LUAN et al., 2020; ZEGRE et al., 2014; ZÉGRE; MAXWELL; LAMONT, 2013).

A modelagem do escoamento superficial pode ser feita em duas escalas: (a) local, com a instalação de parcelas coletoras (HOOMEHR et al., 2013), onde os dados podem ser extrapolados para a bacia hidrográfica (TAYLOR et al., 2009), ou (b) diretamente no nível de bacia hidrográfica (AWOTWI et al., 2019; GUO et al., 2017, 2019a; LIANG et al., 2019a; WANG; LIN; ZHANG, 2016; ZEGRE et al., 2014; ZÉGRE; MAXWELL; LAMONT, 2013; ZHANG; WANG; ZHOU, 2020), sendo encontrado estimativas para o máximo de 53 microbacias hidrográficas com áreas mineradas (MANNA; MAITI, 2016).

Os modelos de estimativa do escoamento foram em sua maioria determinísticos no estágio de predição, pois a partir dos dados entrada existe uma previsibilidade da saída. Dentre os diversos modelos para predizer o escoamento superficial em áreas de mineração, aqueles baseados em número da curva foram os mais frequentemente usados ao redor do mundo na última década (HOOMEHR et al., 2013; MANNA; MAITI, 2016; NIGAM et al., 2017; TAYLOR et al., 2009; WARNER et al., 2010). O modelo curva-número (CN) de escoamento foi desenvolvido pelo Departamento de Agricultura dos Estados Unidos (USDA, 1972), sendo o CN um índice de cobertura da terra para um determinado tipo de solo que indica a quantidade de chuva que infiltra no solo e a quantidade que se torna escoamento superficial para um evento específico de chuva (USDA, 1972). Esse índice varia de 0 a 100, sendo que o 100 indica o maior potencial de escoamento possível de uma área (WARNER et al., 2010).

O CN pode ser usado para estimar o volume de escoamento superficial a partir de dados de escoamento medidos em parcelas de campo pelo período de um ano, associados a dados de precipitação e período de retorno de chuva (HOOMEHR et al., 2013). Os volumes de escoamento medidos em parcelas nas minas sob 12 eventos de chuva superiores a 25,4 mm

podem ser extrapolados para calcular o CN no nível de bacia hidrográfica (TAYLOR et al., 2009). Os CNs também podem ser determinados para bacias hidrográficas perturbadas pela mineração de carvão considerando 42 eventos das combinações de precipitação e escoamento (vazão) (WARNER et al., 2010). Assim como, o escoamento superficial para áreas de minas a céu aberto de carvão foram estimados pelo método CN usando 21 anos de dados diários de chuvas e considerando pastagem como uso e cobertura da terra (NIGAM et al., 2017).

Os NCs podem ser correlacionados aos dados de cobertura do solo e tipo de solo usando o modelo RCN (*Runoff curve number*) para estimar o escoamento superficial por microbacia. Esse modelo pode ser usado para avaliar as alterações no escoamento superficial devido as escavações em áreas de mineração. Nesse modelo, é necessário o uso de um sistema de informação geográfico (SIG) para o mapeamento dos canais e das minas e o cálculo da área de contribuição e o comprimento do fluxo para obter o volume de água da chuva que pode ser retida em cada mina escavada (MANNA; MAITI, 2016).

Variações do modelo curva-número também foram usados para simular o escoamento superficial em áreas mineradas, como, por exemplo, o modelo da Ferramenta de Avaliação de Solo e Água (*Soil and Water Assessment Tool - SWAT*) que usa o CN (USDA, 1972) ou o Green-Ampt (GREEN; AMPT, 1911). O SWAT foi inventado pelo Departamento de Agricultura dos Estados Unidos (USDA) no início de 1990 e simula o processo de chuva-escoamento, produção de sedimentos e transporte de poluentes-nutrientes em diferentes escalas da bacia hidrográfica (ARNOLD et al., 1998). O escoamento superficial no SWAT é calculado usando uma equação do CN modificada para uso em SIG e considera além da precipitação, o uso da terra e as condições do solo como entrada. Esse modelo pode ser usado para avaliar com precisão satisfatória os impactos das atividades de mineração nos processos hidrológicos (AWOTWI et al., 2017; LIANG et al., 2019a; SHINDE et al., 2017).

O SWAT pode ser usado para modelar a resposta hidrológica de minas a céu aberto em bacia hidrográfica usando dados topográficos, onde as depressões de minas são definidas como buracos, propriedades do solo, clima, cobertura da terra e informações vegetativas (AWOTWI et al., 2019; LIANG et al., 2019a; SHINDE et al., 2017). O efeito hidrológico das minas foi obtido pela simulação do modelo SWAT calibrado e validado com dados históricos de 5 (SHINDE et al., 2017), 10 (LIANG et al., 2019a) ou 40 anos (AWOTWI et al., 2019). Cenários minerados e não minerados e de conversão de uso do solo, considerando suas respectivas respostas as mudanças nas características de solo, uso da terra e declividade podem ser simulados para obter as repostas hidrológicas e calcular o escoamento superficial

(AWOTWI et al., 2019; LIANG et al., 2019a; SHINDE et al., 2017). Além disso, análises de regressão múltipla podem ser realizadas para avaliar a relação entre mudanças nos usos da terra e o escoamento superficial estimado pelo modelo SWAT (AWOTWI et al., 2019).

O Modelo de Gerenciamento de Águas Pluviais (SWMM- *Storm Water Management Model*) também foi usado para estimar o escoamento superficial por evento e a longo prazo em área de resíduos novos (8 a 15 anos) e antigos (mais de 30 anos) de carvão (LI et al., 2017). Já o *Yellow River Water Balance Model* (YRWBM) é um modelo específico para simular o escoamento superficial da bacia do rio Kuye (China) e foi usado para estimar o escoamento superficial a partir de dados de escoamento mensal, precipitação diária e temperatura média diária de 1955 a 2010 nessa mesma bacia (GUO et al., 2017).

Outro sistema de modelagem aplicado em áreas de mineração foi o MIKE SHE. Um sistema de modelagem desenvolvido na Europa, onde o escoamento é estimado a partir de métodos de diferenças finitas e usando os dados meteorológicos, de terreno e de uso da terra. Além disso, o escoamento observado foi usado para a calibração e validação do modelo. O escoamento simulado com o real e os simulados antes e após a mineração pode ser comparados para verificar as influências da mineração no escoamento, como feito para o rio Gujiao na China (PING et al., 2017). Esse sistema de modelagem foi atualizado (software Mike Hydro River - MIKE 11) e usado em áreas de mineração no Canadá para avaliar as mudanças no escoamento a partir de dados de 133 dias por sensores de pressão Van Essen em quatro bacias hidrográficas e a precipitação da estação meteorológica medida por pluviômetro S-RGB-M002 (LABONTÉ-RAYMOND et al., 2020).

Os efeitos da mineração de carvão no escoamento podem ser ainda estimados usando o modelo hidrológico SIMHYD-PML, que além das variáveis climáticas e uso do solo, considera a dinâmica da vegetação inserida no modelo como índice de área foliar (LUAN et al., 2020; SONG et al., 2020). Outra alternativa para modelar o escoamento superficial diário no nível de bacia hidrográfica usada na Virgínia Ocidental (EUA) é a função de transferência de hidrografia (JAKEMAN; HORNBERGER, 1993) incluída como rotina do Modelo de Separação de Hidrografia de Função de Transferência (Transep) (WEILER et al., 2003) que usa dados o escoamento médio diário e precipitação e permite construir modelos que devem ser calibrados em cada condição hidroclimática e uso do solo da bacia (ZÉGRE; MAXWELL; LAMONT, 2013).

Os sistemas de informações geográficas foram usados para o monitoramento dos processos hidrológicos a partir de dados espaciais. Nesse caso, o escoamento foi calculado

usando o Método Racional desenvolvido nos Estados Unidos que considera dados de intensidade de precipitação, área e coeficiente de escoamento para estimar o escoamento. A partir da estimativa foi possível projetar a construção de valas para armazenar água do escoamento que flui em áreas de mineração considerando a declividade e tipo de solo (ISNIARNO; AZIZ; ISWANDARU, 2020). Em SIG também foi desenvolvido um modelo de grade (GDHCMA - *grid-based distributed hydrological model for coal mined-out area*) para estimar a distribuição da chuva e do escoamento em áreas mineradas de carvão na província de Shanxi, China. O modelo digital de elevação, umidade do solo, infiltração estimada em laboratório, uso do solo, classe de solo, temperatura, precipitação e vazão foram usados no GDHCMA, onde dentro de cada grade quadrada, o modelo segue um balanço hídrico simples (MA et al., 2020). Após detecção de mudança em série temporal, o modelo de balanço hídrico mensal (MWBM- *monthly water-balance model*) de Thornthwaite (MCCABE; MARKSTROM, 2007) e os dados observados podem ser usados para verificar as contribuições da mineração de carvão na diminuição do escoamento (GUO et al., 2019a).

A análise de regressão sistemática de *stepwise* pode ser usada para investigar os fatores que influenciam no escoamento superficial, como realizado para a bacia do Rio Kuye visando fornecer informações para a restauração ecológica de ecossistemas em áreas de mineração de carvão. Dados de escoamento de 55 anos foram usados e relacionados aos de precipitação, temperatura, consumo de água, área de Medidas de Conservação do Solo e Água e mineração de carvão no software IBM SPSS para realizar todas as análises (WU et al., 2020).

O valor do coeficiente de escoamento pode ser estimado de diversas formas e auxiliar no dimensionamento dos canais de retenção das águas superficiais. As abordagens da Sociedade Americana de Engenharia Civil (ASCE), Schwab, Perry e Gautama podem ser comparadas e avaliadas para auxiliar no dimensionamento de valas de retenção a partir de dados de precipitação, como feito na mina de carvão em Tanah Bumbu Regency, South Kalimantan (SUYONO et al., 2020).

A eficiência e desempenho dos modelos pode ser indicada pelo coeficiente de determinação ( $R^2$ ) (LIANG et al., 2019a), coeficiente de eficiência Nash-Sutcliffe (NSE) (GUO et al., 2019a; LIANG et al., 2019a; MA et al., 2020; ZÉGRE; MAXWELL; LAMONT, 2013), pelo viés percentual (PBIAS) (LIANG et al., 2019a) e erro relativo (ER) (MA et al., 2020)(MA et al., 2020, 2020).

Análises de tendências para detectar mudanças em séries temporais hidrológicas também foram encontradas para áreas de mineração, principalmente, na escala de bacias hidrográficas. O teste de tendência de Mann-Kendall foi o mais comum entre os trabalhos (AWOTWI et al., 2017; GUO et al., 2019a, 2019b; LUAN et al., 2020; ZÉGRE; MAXWELL; LAMONT, 2013). Esse é um teste não-paramétrico derivado da correlação entre a ordem de classificação dos valores observados e sua ordem no tempo (HAMED; RAO, 1998).

A análise de tendência pode ser aplicada antes de estimar o escoamento superficial, por exemplo, usar a média móvel de cinco anos e o teste de Mann-Kendall (HAMED; RAO, 1998) para analisar as tendências do escoamento com a análise cumulativa de anomalias e o teste de Pettitt para detectar os anos de mudança abrupta do escoamento (LUAN et al., 2020). A tendência também pode ser avaliada após a modelagem, como feito em quatro bacias com áreas mineradas na Virgínia Ocidental (EUA), onde dados de escoamento diário estimados foram agregado como escoamento médio anual para análise de tendência usando o teste não-paramétrico de Mann-Kendall (ZÉGRE; MAXWELL; LAMONT, 2013).

Na bacia hidrográfica do rio Big Coal na Carolina do Norte (EUA) esse teste foi aplicado para verificar as tendências na escala anual e mensal do escoamento médio, mínimo, máximo com base nos dados do escoamento do rio e precipitação diária de 1969 e 2010. Além disso, as mudanças de uso do solo da bacia foram mensuradas de 1973 a 2010 usando imagens Landsat e considerando as classes de mineração ativa, recuperada e floresta sob licença para relaciona-las as tendências do escoamento superficial (ZEGRE et al., 2014).

Na bacia hidrográfica do Rio Taojiang, onde ocorre a mineração de terras rasas, os volumes diários de escoamento registrados na Estação Hidrológica Julongtan, bem como os dados diários de precipitação de 58 anos coletados em 27 estações pluviométricas foram submetidos ao teste de tendência Mann-Kendall para diagnosticar tendências crescentes ou decrescentes (LIU et al., 2020). Os impactos da mineração de fosfato na hidrologia das águas superficiais da bacia do rio Huangbai, na China também foram analisadas usando o teste de Mann-Kendall. O escoamento superficial foi comparado antes (de 1978 a 2002) e durante (de 2003 a 2014) a mineração e a tendência das séries temporais de chuva e escoamento foram identificadas durante as estações chuvosa e seca (WANG; LIN; ZHANG, 2016). Considerando mais dados históricos (1955 a 2013) na mesma bacia o escoamento superficial anual foi analisado pelo teste de tendência Mann-Kendall modificado, adequando para dados autocorrelacionados (HAMED; RAO, 1998). Após a análise de tendências, curvas de

anomalias cumulativas e o teste de Pettitt foram realizados para detectar os anos de mudança (GUO et al., 2019a). Os mesmos autores (GUO et al., 2019b), avaliaram o escoamento superficial entre 1954 e 2015 na mesma bacia hidrográfica, por análises temporais usando o teste de tendência de Mann-Kendall e detecção de mudança pela curva de anomalia cumulativa. Um modelo regressão simples entre a chuva e o escoamento foi usado para quantificar a influência da mineração no escoamento (GUO et al., 2019b).

Além do teste de Mann-Kendall, a análise de série temporal pode ser avaliada pela curva de dupla acumulação da precipitação e escoamento para revelar a influência da mineração no escoamento superficial. Esse método baseia-se na acumulação gradual de duas variáveis ao mesmo tempo e quando o escoamento é afetado pela mineração, a curva será desviada (GUO et al., 2017). O teste de Mann-Kendall pode ser associado a dupla curva de acumulação, como feito nos dados de 41 anos (1970 a 2010) no rio Pra, Gana (AWOTWI et al., 2017). Os autores usaram Mann-Kendall para análise de tendências mensais, anuais e sazonais do escoamento superficial e o teste de Pettitt e a Curva Cumulativa Dupla do escoamento foi aplicada para avaliar as mudanças devido a mineração de ouro (AWOTWI et al., 2017).

Na Austrália os dados de fluxo diário e precipitação de mais de um século (1913 a 2015) foram usados, separados em fases: pré-mineração, mineração subterrânea e mineração a céu aberto e avaliados pelo método da curva de massa dupla (SONG et al., 2020). O método da curva de dupla massa (*Double Mass Curve* - DMC) pode ser aplicado nos dados de escoamento diários e precipitação mensal para estimar o período de mudança do escoamento superficial, como feito para o rio Kuye, na China. Essa definição permite separar os anos base (sem mineração) dos anos de impacto (pós-mineração) para fins de comparação (LUAN et al., 2020).

Outra opção para avaliar as tendências do escoamento superficial impactado pela mineração de carvão no risco de seca na escala de bacia é o método de entropia. Esse método estima os pontos de interferência na série hidrológica e o método de percentual de anomalia de escoamento define o valor limiar na divisão do processo de seca influenciado pela mineração (ZHANG; WANG; ZHOU, 2020).

Vários métodos para quantificação e monitoramento do escoamento superficial em áreas de mineração foram usados, sendo que os estudos de campo são os que exige maior complexidade e recurso para instalação e monitoramento. Esses estudos *in situ* precisam ser realizados em mais locais de minas, principalmente nas minas superficiais brasileiras.

### 3.4. Volume de escoamento superficial em áreas de mineração superficial

O escoamento superficial em áreas de mineração superficial na última década variou de 2,75 a 488 mm anuais e 1,02 a 48,75 mm mensais (Figura 7). Esses valores foram registrados para precipitações anuais variando de 386 mm, no semiárido na China (GUO et al., 2019b; LUAN et al., 2020), até 2.189 mm, na Amazônia brasileira (RUBIO et al., 2013).

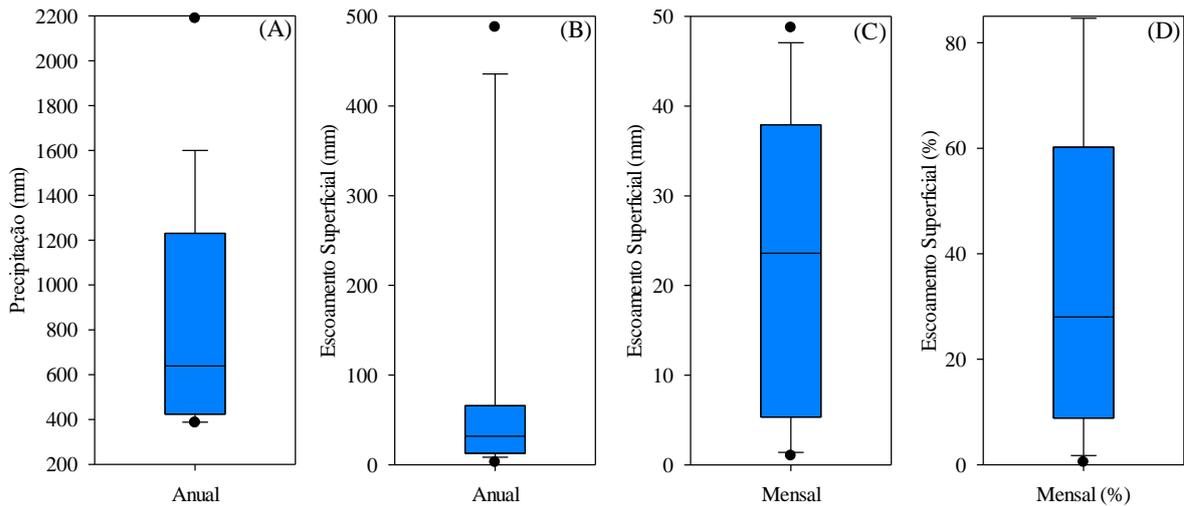


Figura 7 – Precipitação anual (A), escoamento superficial anual (B) e mensal em milímetro (C) e porcentagem (D) na última década (2009-2020) em áreas de mineração superficial.

O maior escoamento superficial médio anual (488 mm) foi estimado na bacia hidrográfica do rio Big Coal, nos Estados Unidos, onde no período de monitoramento (1994-2010) a área ocupada por minas aumentou de 2,7% para 9,1% da bacia (ZÉGRE; MAXWELL; LAMONT, 2013). Na mesma área, a série histórica do escoamento superficial de 37 anos (1973-2010) mostrou valores de escoamento superficial médio mensal de 23,6 mm, com tendência de diminuição de 12,7 mm ao longo do período do estudo devido ao aumento de 3,9% para 9,2% da área ocupada pela mineração. A tendência de diminuição do escoamento foi explicada pela criação de vales que retém a água da chuva e potencializa a infiltração de água no solo (ZEGRE et al., 2014).

O segundo maior escoamento anual (413,3 mm), foi mensurado em uma mina de carvão na Índia. O escoamento anual estimado a partir de 21 anos de precipitação e usando o CN correspondeu a 31,7% da precipitação média anual (1.303,4 mm). O elevado escoamento superficial foi explicado pela alta saturação do solo durante o período de monções que tende a reduzir a infiltração e gerar elevado escoamento (NIGAM et al., 2017).

O aumento do escoamento superficial de 3,4% para 33,44% foi observado na Bacia do Rio Pra na floresta de Gana. Esse acréscimo foi atribuído ao aumento das áreas de mineração em detrimento das florestas e terras cultiváveis entre 1986 até um cenário em 2025. Os autores mencionaram que a mineração na bacia gerou a impermeabilidade da superfície do solo (AWOTWI et al., 2019).

Sob chuva natural de 550 mm anual, três encostas de 20° de inclinação foram avaliadas quanto a influência da cobertura vegetal no escoamento superficial em campo de mineração de carvão na Espanha. A encosta com 67% de cobertura de gramíneas e subarbustos gerou 11,17% (67,43 mm), com 93% de gramínea ocasionou 2,04% (11,23 mm) e 81% de arbustos gerou um escoamento mínimo de 0,5% (2,75 mm). O menor escoamento nessa última encosta, foi explicado pelo papel ativo do arbusto *Genista scorpius* em criar ilhas de produtividade hidrológicamente melhorada que funcionam como sumidouros de escoamento na fase de recuperação (ESPIGARES et al., 2013).

Na mesma região, a vegetação também influenciou no escoamento superficial em três declives recuperados da mina de carvão. Os 703 mm (2007-2008) de precipitação geraram 36,7 mm de escoamento superficial. O declive com fragmentos de *Genista*, *Brachypodium*, *Lolium* apresentou as menores taxas de escoamento superficial. Esse resultado confirma que o tipo de cobertura na encosta influencia na geração de escoamento de minas recuperadas e indica que esse tipo de cobertura funciona como sumidouro de escoamento superficial (MERINO-MARTÍN et al., 2012). Nas mesmas encostas da mina de carvão em Urtilhas, Espanha, uma rede de sulcos ligou as áreas de escoamento no topo da encosta experimental com a parte inferior da encosta e na saída. A conectividade indicou que a geração de escoamento superficial variou de 6 a 72% de acordo com a mancha de vegetação e tipo da encosta. A porção não escoada foi redistribuída ou infiltrada na encosta devido a presença de vegetação (MORENO-DE-LAS-HERAS et al., 2020).

Outra técnica para a redução do escoamento superficial foi a construção de um sistema de micro-barragens em uma mina de bauxita na Amazônia brasileira (RUBIO et al., 2013). O conjunto de micro-barragens armazenou o escoamento superficial de água na superfície minerada durante e após a recuperação. Além disso, as micro-barragens favoreceram o aumento da infiltração e da evaporação da água superficial e reduziram substancialmente a descarga de sólidos nos riachos a jusante (RUBIO et al., 2013).

Nos experimentos de chuva simulada, os 28 mm h<sup>-1</sup> na mina de Volframita, na Espanha, gerou 1,63 mm (6%) de escoamento superficial na pilha de resíduos, 5,33 mm

(19%) nas proximidades do leito do rio e 4,81 mm (17%) no sedimento de um tanque de sedimentação artificial (GOMEZ-GONZALEZ et al., 2016). Nas encostas da mina de carvão de Shenfu-Dongsheng, a intensidade de precipitação entre 1,3 e 3,0 mm min<sup>-1</sup> gerou o escoamento máximo (2 mm h<sup>-1</sup>) na pilha de resíduos com mais cascalho. Comparando esse valor com a terra não perturbada (controle), observou-se um aumento de 71,39%. Uma proporção de 1,89 vezes entre o valor máximo e mínimo foi registrada e explicada pelo conteúdo de cascalho, sendo que a presença de cascalho aumentou a taxa de escoamento superficial (GUO et al., 2020).

Em minas recuperadas no centro-leste da Espanha, o aumento da cobertura vegetal herbácea reduziu exponencialmente o coeficiente de escoamento, enquanto aumentos nas taxas de infiltração foram observados. Baixos coeficientes de escoamento superficial e altas taxas de infiltração e umidificação do perfil do solo foram obtidas na encosta mais vegetada (59,4%), sendo 30%, 37 mm h<sup>-1</sup> e 24 cm h<sup>-1</sup>, respectivamente. Por outro lado, o contrário foi observado na encosta menos vegetada (1,1%), com escoamento de 70%, infiltração de 10 mm h<sup>-1</sup> e umidificação de 8 cm h<sup>-1</sup> (MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009).

Em minas de carvão na China, a cobertura vegetal também teve elevada influência no escoamento superficial, em encostas planas (3-5°) e declivosas (36-40°). Os 331 mm de chuva geraram 301,6 mm de escoamento na área plana e 138,1 mm nas declivosa, contradizendo a expectativa de que um escoamento mais alto acompanha encostas íngremes, isso foi explicado pelo elevado escoamento da parcela nua que gerou um 126,7 mm de escoamento na área plana e foi três vezes o volume da parcela nua da encosta (ZHANG et al., 2015).

As estimativas do escoamento superficial usando o método número da curva (NC) para declives íngremes (20°) e de baixa compactação na região de mineração de carvão no leste do Tennessee mostraram uma grande variedade de eventos de escoamento superficial entre 0,6 e 125,3 mm (média de 23,47 mm) (HOOMEHR et al., 2013). Já para a bacia hidrográfica de Little Millseat com porções de áreas em recuperação de terras mineradas, também nos Estados Unidos, os valores de NCs variaram de 54 (2,5 mm) a 93 (26,0 mm), com um CN médio de 83 (13,65 mm). O valor médio foi superior aos valores da literatura (55 a 70) para boas condições florestais e foi explicada pela menor evapotranspiração, bem como a diminuição da capacidade de infiltração (TAYLOR et al., 2009).

Warner et al. (2010) usando o CN na mina Starfire, nos Estados Unidos, encontraram CN entre 62 e 94 com média de 85. Esses valores corresponderam a escoamentos do rio

variando de 12 a 691 m<sup>3</sup> para precipitações entre 5 e 58,9 mm. Os resultados indicaram que os intervalos entre os eventos de chuva permitem a recuperação da taxa de infiltração, o que resultou em menos escoamento (WARNER et al., 2010). O CN correlacionado ao uso do solo de 53 bacias afetadas pela mineração de carvão estimou um escoamento anual de 42,78 mm, na Índia. Esse valor foi menor que o esperado para as bacias e isso foi explicado pela infiltração nos vales e pela existência de depressões e escavações, que armazenavam a água da precipitação potencializando a infiltração (MANNA; MAITI, 2016).

Na bacia hidrográfica de Olidih, na Índia, o escoamento superficial médio anual simulado (2005-2010) para um cenário não minerado (232 mm) foi 51,33% superior ao do cenário minerado (153,3 mm). Essa diferença também foi explicada presença de buracos e perturbações na superfície do solo nos cenários minerados, onde a água é armazenada, resultando no aumento da infiltração e redução do escoamento superficial (SHINDE et al., 2017). Já na bacia do rio Taojiang, China, a diminuição da área florestal em detrimento das áreas de mineração aumentaram o escoamento superficial em 0,08% (38,09 mm) de 2005 a 2010 e 0,16% (38,12 mm) de 2010 a 2015 (LIANG et al., 2019a).

Valores elevados de coeficiente de escoamento superficial (0,504-0,838) foram estimados para uma mina de carvão abandonada na China, ou seja, mais de 50,4% da água da chuva é convertida em escoamento. Esse elevado valor foi explicado pela baixa cobertura vegetal e devido ao solo superficial ser solto e instável (LI et al., 2017). Também na China, o modelo hidrológico SIMHYD-PML estimou um escoamento superficial anual de 48,86 mm para um valor observado de 26,97 mm e 386 mm de chuva em áreas mineradas na bacia do rio Kuye (LUAN et al., 2020). Já na área extraída de carvão da bacia hidrográfica de Wujiayao, um modelo hidrológico distribuído baseado em grade mostrou uma tendência crescente do escoamento superficial desde 1990. O escoamento anual observado variou de 14,3 mm a 27,0 mm enquanto o estimado ficou entorno de 5,5 e 16,3 mm (MA et al., 2020). No rio Gujiao, o escoamento superficial diminuiu 1,4 mm e isso foi explicado pela presença de fissuras no solo que prendem a água nas áreas de minas (PING et al., 2017).

O coeficiente de escoamento de uma bacia hidrográfica na Indonésia foi de 0,854 sendo necessário uma vala com capacidade de 23,997 m<sup>3</sup>/s para retenção dessas águas. A partir do planejamento do dimensionamento de valas de retenção de água em SIG é fundamental para a tomada de decisão no controle e monitoramento hidrológico (ISNIARNO; AZIZ; ISWANDARU, 2020). Já nas bacias hidrográficas do Canadá com minas de ouro o coeficiente de escoamento superficial ficou entre 0,28 e 0,71, sendo o menor valor explicado

pelo escoamento fluir para outras bacias antes de chegar à calha de medição. Esses dados foram registrados para 544 mm de chuva em 133 dias e aumento no nível de água nas bacias foi registrado após chuvas acima de 20 mm (LABONTÉ-RAYMOND et al., 2020).

Na bacia de Tanah Bumbu Regency, South Kalimantan diferentes métodos de estimar o coeficiente de escoamento superficial resultaram em valores entre 0,15 a 0,9, sendo a topografia, uso da terra e parâmetros de declive os fatores mais influentes nessa variação e esse valor influenciou diretamente na dimensão do canal aberto da vala de retenção do escoamento superficial (SUYONO et al., 2020). A partir da análise de regressão *stepwise*, foram definidos os principais fatores de influência do escoamento do rio Kuye (China). Sem mineração a temperatura e precipitação influenciaram no escoamento. As atividades de mineração de carvão em grande escala iniciadas em 1998 resultaram em diminuições do escoamento de Kuye assim como as medidas de conservação de água (WU et al., 2020).

Os volumes de escoamento superficial encontrados em áreas de mineração a céu aberto foram bastante variáveis ao redor do mundo e não apresentaram um padrão de valor para os tipos de mineração. Essa variação evidenciou a importância de quantificar em escala local os efeitos desse tipo de mineração nos recursos hídricos.

#### 3.4.1. Quantificação em laboratório

Os solos de uma pedreira na China foram levados para o laboratório e testado quanto aos efeitos de três profundidades de cobertura de solo e o uso de sacolas ecológicas e cercas de bambu. Sob 30, 60 e 120 mm h<sup>-1</sup> de precipitação e 30° de inclinação, as sacolas ecológicas e as cercas de bambu diminuíram o escoamento e melhoraram a infiltração, sendo as cercas de bambu melhores para interceptação do escoamento e reduzindo em 17,98, 19,06 e 20,85% nas três intensidades de precipitação, respectivamente. O maior escoamento foi sob maior intensidade de chuva (120 mm h<sup>-1</sup>) com valor de 74,95 e 74,94 mm h<sup>-1</sup> para as sacolas ecológicas e as cercas de bambu, respectivamente. Isso foi explicado devido ao desequilíbrio entre a intensidade das chuvas e a infiltração de água no solo (ZHANG et al., 2016).

Wang e Wang (2020) investigando os solos minerados de carvão em laboratório na China encontraram que sob mesma densidade do solo, a intensidade de chuva aumentou o escoamento superficial. Já sob mesma intensidade de chuva e com alta densidade do solo a infiltração foi baixa e o escoamento também aumentou. Esse resultado indicou que maior intensidade e compactação severa do solo aumentaram o escoamento superficial e diminuíram o tempo para o escoamento. A diminuição foi explicada devido à compactação reduzir a

macroporosidade do solo que é responsável pelo transporte de água no solo, sugerindo que medidas de engenharia e revegetação são necessárias para melhorar a qualidade do solo compactado nas minas superficiais (WANG; WANG, 2020).

Os substratos de minas de Ferro na China mostraram diferenças nas taxas de escoamento superficial em laboratório sob chuva simulada de até  $120 \text{ mm h}^{-1}$ , sendo que os rejeitos incorporados com solo apresentaram taxa de escoamento alta durante todo o evento de chuva. Já rejeitos com cogumelo tiveram taxas baixas nos primeiros 15 min e aumentaram com a chuva. A taxa de escoamento com apenas solo foi relativamente mais baixa e diferiu dos outros substratos (LV et al., 2020).

### **3.5. Tendências do escoamento superficial em áreas de mineração**

Nove trabalhos avaliaram as tendências do escoamento superficial em áreas de mineração superficial e foram na escala de bacia hidrográfica, sendo referentes a escoamento superficial de água livre ou vazão. Oito dos nove trabalhos detectaram tendência decrescente do escoamento (GUO et al., 2017, 2019a, 2019b; LUAN et al., 2020; ZEGRE et al., 2014). Em contrapartida, nas áreas de mineração de ouro na Bacia do rio Pra, em Gana, o escoamento anual de água mostrou uma tendência crescente, com taxa de  $309 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$  por ano. O aumento no escoamento superficial foi explicado pela vedação da superfície devido ao preenchimento dos poros por argila advinda do novo solo superficial e da lavagem do cascalho minerado impedindo a infiltração de água no solo (AWOTWI et al., 2017).

Na bacia do rio Kuye na China, a dupla curva acumulativa da série temporal do escoamento superficial de 1999 a 2010, mostrou uma tendência decrescente com redução de 29,69 mm. O aumento das atividades de mineração de carvão foi responsável 71,13% da redução do escoamento nesse período (GUO et al., 2017). Na mesma bacia, a redução do escoamento médio anual foi detectada desde os anos 60 (GUO et al., 2019a, 2019b). O impacto médio anual da mineração de carvão foi de -2,15 mm (12,01%) entre 1979 e 1996 a -29,88 mm (54,24%) entre 1997 e 2013 (GUO et al., 2019a). Em uma série anual mais longa, a taxa de escoamento médio de 69,13% em 1954-1979 caiu para 59,36% entre 1997 e 2015 (GUO et al., 2019b). Uma explicação para isso foi o aumento das atividades de mineração. A alteração nas condições da superfície da bacia devido a geração de fissuras na superfície, aumentaram a infiltração da precipitação e reduziram a geração de escoamento nas bacias hidrográficas (GUO et al., 2019b, 2019a).

As tendências do escoamento na bacia do rio Kuye na China também foram avaliadas sob influência da mineração de carvão (LUAN et al., 2020; ZHANG; WANG; ZHOU, 2020). No geral, o escoamento anual mostrou uma tendência decrescente de 1956 a 2017. O escoamento total simulado mostrou que a mineração de carvão reduziu o escoamento superficial total em 29,35% para sub-bacia hidrográfica Wangdaohengta, em 55,41% para Shenmu e em 49,44% para toda a bacia hidrográfica do rio Kuye (LUAN et al., 2020).

A série histórica do escoamento superficial dessa bacia também foi avaliada quanto a influência da redução do escoamento superficial na ocorrência de secas e sua relação com a mineração. Os autores (ZHANG; WANG; ZHOU, 2020) encontraram que o escoamento anual na bacia do rio Kuye começou declinar em 1979, quando iniciou a seca hidrológica, coincidentemente com o início da mineração em larga escala. A severidade máxima da seca foi de 145,1 mm em períodos com mineração, indicando que essa atividade aumentou significativamente o risco de seca na região, ameaçando o desenvolvimento sustentável da ecologia local (ZHANG; WANG; ZHOU, 2020).

A influência da mineração na hidrologia da bacia do Rio Huangbai foi avaliada comparando os resultados antes (de 1978 a 2002) e durante (de 2003 a 2014) o período de mineração de fosfato. O escoamento anual antes da mineração variou de 301 a 758 mm e de 335 a 691 mm durante a mineração de fosfato. Os coeficientes médios do escoamento superficial antes mineração foi de 0,447 e maior que durante a mineração de 0,402. Além disso, uma tendência significativamente decrescente foi observada para a série de escoamento superficial no período de 2008 a 2014. A redução do escoamento superficial foi explicada pelas fraturas nas rochas geradas durante a extração do fosfato e devido as próprias minas que interceptam o escoamento e aumentam a capacidade de infiltração de água e as perdas por evaporação (WANG; LIN; ZHANG, 2016).

A bacia hidrográfica do rio Big Coal foi avaliada quanto as tendências do escoamento superficial em uma série temporal de 16 (1994-2010) (ZÉGRE; MAXWELL; LAMONT, 2013) e 37 anos (1973-2010) (ZEGRE et al., 2014) e relacionadas com as mudanças na cobertura da terra. Na primeira série não foram detectadas tendências estatisticamente significativas, pois apesar da área total de distúrbios de mineração ter aumentado de 2,7% (1994) para 9,1% (2010) as mudanças na cobertura da terra foram em escalas de tempo maiores que o período de estudo (ZÉGRE; MAXWELL; LAMONT, 2013). Com isso, a série de 37 anos detectou uma tendência decrescente do escoamento, diminuindo 12,7 mm ao longo do período do estudo com aumento das áreas de mineração de 3,9% para 9,2% da bacia. Essa

diminuição foi explicada pela criação de vales nas minas que tendem controlar o escoamento superficial da bacia hidrográfica (ZEGRE et al., 2014).

Na bacia hidrográfica do Rio Taojiang submetida a mineração de terras raras o volume médio anual de escoamento superficial mostrou tendência geral de declínio entre 1962 e 1972. Sendo a construção de estruturas de conservação da água são os principais fatores que causam mudanças no escoamento (LIU et al., 2020). As atividades de mineração de carvão na bacia do rio Goulburn, Austrália afetou as mudanças no escoamento superficial. Uma tendência de diminuir de 10,51 mm ano<sup>-1</sup> para 2,84 mm ano<sup>-1</sup>, uma redução de 73% no fluxo foi registrada (SONG et al., 2020).

### **3.6. Lacunas de pesquisa**

Poucos estudos registraram diretamente as práticas de recuperação de minas para restabelecer os valores de escoamento superficial pré-mineração ou mitigar os impactos hidrológicos da mineração de superfície. Dentre as práticas com lacunas, estão a construção de formas de relevo, técnicas de bioengenharia, comportamento do escoamento em subsuperfície e reconstrução da superfície que permita a infiltração, restringindo o movimento da água no aterro e restabelecendo a vegetação nesses solos minerados.

Os estudos foram realizados apenas alguns locais do planeta, principalmente, na China, Estados Unidos, Espanha e Índia. No Brasil foi encontrado apenas um trabalho, sendo necessárias maior abrangência geográfica das pesquisas para determinar se os resultados disponíveis são consistentes para outros locais.

Além disso, o impacto da mineração no escoamento superficial foi investigado diretamente em campo em poucos trabalhos, porque a maioria dos estudos utilizou apenas a modelagem da precipitação-escoamento superficial sem considerar os impactos da mudança da vegetação e dados observados em campo no escoamento superficial.

Modelos de aprendizado de máquina são aplicados para estimativa do escoamento superficial, mas em áreas de mineração não foram encontrados trabalhos com esse foco, sendo o uso desse método uma possibilidade para modelagem desse processo hidrológico na busca de melhorias na gestão dessas áreas.

#### 4. CONCLUSÃO

Aqui, revisamos estudos sobre escoamento superficial em terras de minas de superfície na última década. Os trabalhos foram encontrados, principalmente, na China, Estados Unidos e Espanha, sendo que a maior parte do planeta não divulgou por meio de artigo científico os impactos hidrológicos da mineração em escala local.

Em geral, os estudos indicam que o escoamento superficial é bastante variável nas minas superficiais, sendo mensurado desde valores anuais mínimos (2,75 mm) até bastante elevados (488 mm). Pesquisas em escala de parcela e estimativas sugerem que o escoamento superficial não é estável anos após o término da mineração e a recuperação, sendo que uma ligeira redução em relação aos ambientes ou cenários não minerados é a principal tendência.

O escoamento superficial foi mensurado na escala de campo, laboratório e estimativas para avaliar os impactos da mineração. No campo, o escoamento foi monitorado em parcelas de diversas áreas e formatos, desde circulares de 0,24 m<sup>2</sup> até parcelas retangulares de 270 m<sup>2</sup>, assim como parcelas com limites naturais. As estimativas englobaram vários modelos, sendo predominante o CN para predição e o teste de Mann-Kendall para análises de tendências das séries temporais. Os métodos de comparação nos trabalhos podem ser divididos em três classes: comparação estatística simples, aplicação de modelos de regressão e aplicação de modelos hidrológicos.

São diversos os fatores que influenciam no escoamento superficial. Alguns estudos mostraram que a cobertura vegetal, aplicação de técnicas de bioengenharia (cercas de bambu e ecobags), a presença de fissuras na superfície e a criação de vales são os fatores que tendem a reduzir o escoamento superficial. Outros destacaram a quantidade e intensidade da chuva, compactação do solo, presença de cascalho e a inclinação como as principais causas do aumento do escoamento superficial em áreas de mineração superficial.

No geral, locais minerados com vegetação estabelecida, solos não compactados, bem estruturados e com boa infiltração devem reduzir o nível de impactos hidrológicos causados pela mineração, em comparação com as condições não mineradas. Portanto, são aspectos que devem ser destacados quando se busca mitigar os impactos da mineração superficial nas águas superficial local. Além disso, a construção de formas de relevo, técnicas de bioengenharia, maior abrangência geográfica e uso de modelos de aprendizado de máquinas são temas que carecem de pesquisas sobre os efeitos da mineração no escoamento superficial.

## **ARTIGO 2: ESCOAMENTO SUPERFICIAL EM ÁREAS DE MINERAÇÃO DE BAUXITA REABILITADAS COM EUCALIPTO**

### **RESUMO**

A análise do escoamento superficial pré-mineração e durante seis anos de reabilitação com plantio de Eucalipto, pós-mineração, em áreas de mineração de bauxita foi o objetivo central desse trabalho. O escoamento superficial foi monitorado nos cinco meses que antecederam a mineração (janeiro-maio) e nos mesmos meses do 1º ao 6º ano de reabilitação, sendo coletado em sete parcelas em duas áreas de mineração de bauxita no sudeste de Minas Gerais, Brasil. Os fatores que interferem no escoamento superficial, foram caracterizados em todos os períodos, comparados estatisticamente pelo teste de Wilcoxon e submetidos à análise de componentes principais (ACP). O escoamento superficial total nos cinco meses antes da mineração foi de 1,74 até 14,06 vezes maior em relação aos escoamentos dos seis anos de reabilitação. O escoamento percentual médio foi inferior a 1% em todos os períodos de reabilitação, em contrapartida antes da mineração 1,13% da precipitação de 556 mm se tornou escoamento superficial. As maiores inclinações da regressão foram para o 1º ano de reabilitação e para o período pré-mineração, evidenciando uma maior influência da precipitação na geração do escoamento superficial. As características do solo, serapilheira e vegetação foram os fatores mais explicativos na análise de componentes principais, sendo os que devem ser vistos com cautela durante o processo de reabilitação das minas superficiais de bauxita buscando a minimização dos efeitos negativos sobre o escoamento superficial.

Paravas-chave: Águas superficiais; Reabilitação; Solo; Vegetação.

### **1. INTRODUÇÃO**

A bauxita é uma rocha formada predominantemente por minerais de óxido e hidróxido de alumínio (BÁRDOSSY, 1982; MATEUS et al., 2017; SLEPPY et al., 2016) a partir dos quais se obtém o alumínio (EVANS, 2001; SLEPPY et al., 2016). As maiores extensões de cobertura das bauxitas foram desenvolvidas na zona tropical (BÁRDOSSY, 1982; BÁRDOSSY; ALEVA, 1990; TARDY; KOBILSEK; PAQUET, 1991). Os depósitos estão distribuídos, principalmente, na Austrália, Caribe, China, Guiana, Brasil, Guiné, Camarões, bem como na Europa e Jamaica. As reservas de bauxita são estimadas em 55-75 bilhões de toneladas métricas, sendo extraídas mais de 160 milhões por ano. Os líderes na produção de

bauxita incluem Austrália, China, Brasil, Índia e Guiné (HERRINGTON et al., 2016). No Brasil, os depósitos de bauxita estão amplamente espalhados por todo o território, mas predominam nas regiões Norte e Sudeste (MELFI, 1997).

O sudeste brasileiro suporta depósitos superficiais, descontínuos e rasos (3 a 5 m) de bauxita, minerados desde a década de 1940 (ABZALOV, 2016; WARHURST, 1998). O conteúdo de  $Al_2O_3$  nos fragmentos de bauxita é sempre maior que 40%, enquanto o conteúdo na matriz que os envolve, constituída dos horizontes A e B, varia de 30 a 32% (ABAL, 2018; MATEUS et al., 2017). A mineração de bauxita é realizada em minas de superfície, também denominadas de minas a céu aberto (RUBIO et al., 2013), cujo início é feito com a remoção da vegetação e dos horizontes superiores do solo. Os horizontes superficiais, incluindo a camada de solo orgânico (*topsoil*), retirados na etapa anterior são armazenados e após a extração do minério são usados para preencher as cavas e reconstituir a topografia e o solo da área. Após finalizada a reconstrução da topografia e do solo, a área é revegetada (CHAER et al., 2011; RUBIO et al., 2013; VILAS BOAS et al., 2018).

A mineração é uma atividade que embora seja essencial para o desenvolvimento social e econômico de muitos países, causa impactos ambientais (GABARRÓN et al., 2019). Os principais impactos são a perda de cobertura vegetal (ESPIGARES; MORENO-DE LAS HERAS; NICOLAU, 2011; MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009), a degradação física, química e biológica dos solos (FENG et al., 2019; HUANG et al., 2015) e as alterações na paisagem e nos processos hidrológicos (GUO et al., 2019b; SHINDE et al., 2017). Devido a esses impactos, a mineração superficial, dentre elas a de bauxita, levantou preocupações sobre seus efeitos nos processos hidrológicos, como o escoamento superficial, em paisagens reabilitadas (GRIGG, 2017).

No Brasil, a mineração de superfície é autorizada pela Agência Nacional de Mineração (BRASIL, 2018) que, assim como a constituição federal (BRASIL, 1988) exige a recuperação ambiental da área degradada. O plano de recuperação de áreas degradadas para exploração mineral é exigido pelo Decreto nº 97.632 (BRASIL, 1989), no qual a recuperação objetiva retornar o sítio degradado a uma forma de utilização e com uma cobertura aceitável da terra com gramíneas ou outra vegetação, como plantios de *Eucalyptus*. Essa espécie tem apresentado elevada sobrevivência e rápido crescimento em áreas de mina (SCHIAVO; MARTINS; RODRIGUES, 2010), além de favorecer a recuperação da matéria orgânica do solo minerado (BANNING et al., 2008). Em áreas não mineradas, é sabido que o escoamento

superficial em plantios de *Eucalyptus* corresponde a 0,5 e 3,8% da precipitação (SILVA et al., 2011).

O escoamento superficial vem sendo monitorado em minas superficiais, principalmente, na China, nos Estados Unidos e na Espanha em experimentos de campo sob chuva simulada (GOMEZ-GONZALEZ et al., 2016) e natural (MERINO-MARTÍN et al., 2012) ou por estimativas usando dados de precipitação (LIANG et al., 2019a; TAYLOR et al., 2009). Entretanto, no Brasil os estudos são incipientes, sendo registrado apenas a avaliação da eficiência de barraginhas na retenção do escoamento (RUBIO et al., 2013) e estudos de monitoramento em campo, com os primeiros dados de escoamento para os anos 1 (SPLETOZER et al., 2021a), 2,5 e 3,5 de reabilitação (SPLETOZER et al., 2021b). A ausência de monitoramento do escoamento superficial a longo prazo em áreas mineradas no Brasil está relacionada a falta de exigências no processo de licenciamento ambiental (JEBER; PROFETA, 2018). Esse monitoramento é importante para acompanhar o desenvolvimento da recuperação e a necessidade de novas intervenções na área reabilitada. Além disso, o monitoramento proporciona parâmetros para a avaliação e adequação da técnica de recuperação utilizada (AWOTWI et al., 2019).

Nesse contexto, esse estudo testou as hipóteses de que (1) o escoamento superficial após a mineração é inferior ao de antes da mineração devido ao revolvimento do solo e melhoria nas práticas de implantação da vegetação e (2) com seis anos de reabilitação o escoamento superficial tende aumentar e aproximar ao de antes da mineração. A análise do escoamento superficial antes da mineração e durante seis anos de reabilitação com plantio de Eucalipto, após a mineração de bauxita foi o objetivo central desse estudo. Além disso, os fatores que influenciam no escoamento superficial foram analisados. Nosso estudo permitirá verificar os efeitos da reabilitação com plantio de Eucalipto sobre o escoamento superficial e, desta forma, informar aos gestores sobre a eficiência da reabilitação de minas de superfície e áreas semelhantes.

## **2. MATERIAIS E MÉTODOS**

### **2.1. Área de estudo**

O estudo foi realizado em duas minas de bauxita (21°0'36" S e 42°33'56" W e 21°3'57" S, 42°35'42" W) nos municípios de Rosário da Limeira e Miraf, região sudeste de Minas Gerais, Brasil (Figura 1). O clima da região é subtropical de altitude (Cwb) na classificação de Köppen com duas estações bem definidas: verão chuvoso e inverno seco. A

precipitação e temperatura médias anuais são de 1.336 mm e 19 °C, respectivamente (ALVARES et al., 2013). A vegetação original é Estacional Semidecidual, fisionomia florestal e estratificada da Mata Atlântica (ARRUDA et al., 2018) e atualmente predominam cultivo de pastagens e plantações de café e eucalipto (VILAS BOAS et al., 2018). O relevo é acidentado com faixas de morros e topos de bauxita integrando um cinturão aluminoso na região (LOPES; CARVALHO, 1990). Os Latossolos Vermelho-Amarelo distrófico típico são predominantes nas áreas (BORGES, 2013) e sua estrutura granular resulta em elevada drenagem (SOUSA; LOBATO, 2022).

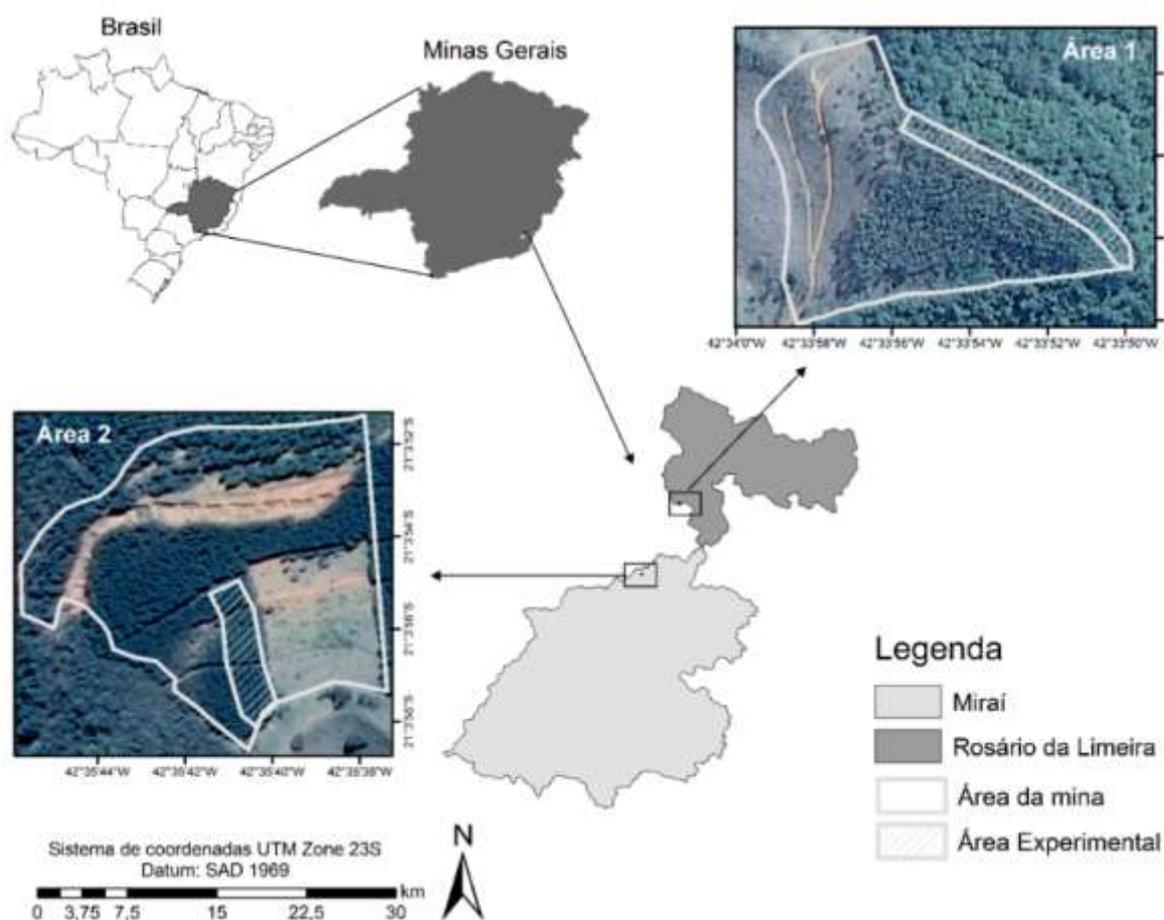


Figura 13 – Localização das áreas experimentais 1 e 2, no sudeste de Minas Gerais, Brasil.

As minas selecionadas possuem 3,19 ha (Área 1) e 3,45 ha (Área 2). Os dois locais são representativos das áreas mineradas de bauxita do sudeste do Brasil. As minas foram arrendadas pela empresa mineradora e a bauxita extraída, na Área 1 em 2017 e na Área 2 em 2014. A retirada do minério foi precedida pelo decapeamento do *topsoil* (camada superficial de solo orgânico, horizonte A) e da camada de solo estéril (solo sem minério, horizonte AB, abaixo do *topsoil*) com posterior devolução desses materiais de solo na etapa de

reconformação topográfica e reconstrução do solo, sendo que a redução da inclinação foi um efeito dos processos da extração e reabilitação. A subsolagem cruzada com duas passagens do subsolador triplo-estripador de 1 m de profundidade na Área 1 e 0,6 m na Área 2 foi realizada nos horizontes subsuperficiais e no *topsoil* de ambas as áreas. As características da inclinação, do solo e da vegetação em cada período estão disponíveis na Tabela 1 e os procedimentos metodológicos para obtenção estão no item 2.3.

Em dezembro, dos respectivos anos de extração da bauxita, a revegetação foi iniciada seguindo o padrão operacional da empresa mineradora, que é específico para os solos minerados da região, começando com a calagem (4.000 kg ha<sup>-1</sup> de calcário dolomítico) e adubação com fósforo (2.000 kg ha<sup>-1</sup> de fosfato natural reativo) realizadas antes do plantio (LOPES; BARROS, 2017).

No período pré-lavra (controle), monitorado na Área 1, o solo era coberto por plantação seminal de *Eucalyptus* sp. de oito anos de idade com plantio no sentido do declive, *Pteridium esculentum* (G. Forst.) Cockayne (Família: Dennstaedtiaceae) com mais de 1,30 metro de altura e 10 centímetros de serapilheira (Figura S1a). Na mesma área (Área 1), usada para monitorar os períodos de 1 e 2 anos de reabilitação, após a mineração e reconformação topográfica, a revegetação iniciou-se com a semeadura de *Raphanus sativus* L., *Crotalaria juncea* L., *Cajanus cajan* (L.) Huth e *Brachiaria* sp. em linhas perpendiculares à encosta para acelerar a cobertura e a estabilização do solo. Após um ano (2º ano de reabilitação), o plantio clonal de *Eucalyptus* (híbrido AEC I144) em espaçamento 2 x 3 m foi realizado em nível com aplicação de 300 gramas de NPK (04-14-08) por muda (LOPES; BARROS, 2017).

Na Área 2, onde foram monitorados os anos 3, 4, 5 e 6 de reabilitação, antes da mineração era vegetada por *Brachiaria* sp. e após a mineração a revegetação foi realizada com o plantio clonal de *Eucalyptus* (híbrido AEC I144) em espaçamento 2 x 3 m em nível com aplicação de 300 gramas de NPK (04-14-08) por muda e simultaneamente *Brachiaria* sp. foi semeada à lanço nas entre as linhas dos *Eucalyptus* (LOPES; BARROS, 2017). Os tratos silviculturais de manutenção em ambas áreas foram: replantio, adubação de cobertura e combate às formigas (LOPES; BARROS, 2017).

O monitoramento em áreas diferentes nos períodos pré-mineração, anos 1 e 2 na Área 1 e dos anos 3, 4, 5 e 6 na Área 2 foi devido a impossibilidade de continuidade de monitoramento na Área 1. Essa área foi vendida para outro proprietário, que proibiu a entrada na propriedade e o monitoramento, quando foi continuado na Área 2, com mesmo clone de eucalipto e classe de solo.

Tabela 1 – Características das áreas experimentais (Área 1: antes, 1 e 2; Área 2: 3, 4, 5 e 6) nos períodos de monitoramento (média ± desvio padrão)

Parâmetro	Antes	Ano 1	Ano 2	Ano 3	Ano 4	Ano 5	Ano 6
	<i>Parcelas</i>						
Inclinação (°)	13,11 ± 1,19	9,46 ± 2,50	9,46 ± 2,50	13,8 ± 1,24	13,8 ± 1,24	13,8 ± 1,24	13,8 ± 1,24
Área (m <sup>2</sup> )	61,42 ± 1,14	66,94 ± 1,91	66,94 ± 1,91	61,85 ± 0,25	61,85 ± 0,25	61,85 ± 0,25	61,85 ± 0,25
	<i>Solo</i>						
Areia Grossa (%)	19,67 ± 2,05 a	19,70 ± 1,24 a	19,13 ± 1,36 a	13,67 ± 0,47 ab	17,45 ± 1,70 a	12,03 ± 1,05 b	13,00 ± 2,04 b
Areia Fina (%)	17,34 ± 2,05 a	19,00 ± 0,81 a	19,21 ± 1,36 a	10,67 ± 0,47 c	14,15 ± 0,79 b	13,97 ± 0,76 b	13,28 ± 0,98 b
Silte (%)	10,67 ± 0,47 a	13,33 ± 0,47 b	15,66 ± 2,92 b	14,33 ± 0,94 b	8,52 ± 3,34 a	15,41 ± 3,11 b	28,90 ± 2,83 c
Argila (%)	52,33 ± 0,47 b	47,67 ± 0,94 a	46,00 ± 2,36 a	61,33 ± 0,47 d	61,27 ± 2,31 cd	58,59 ± 2,91 c	44,80 ± 4,38 a
Densidade do solo (kg dm <sup>-3</sup> )	0,88 ± 0,09 a	1,21 ± 0,06 b	1,09 ± 0,14 ab	1,24 ± 0,07 bc	1,19 ± 0,12 bc	1,31 ± 0,05 c	1,32 ± 0,06 c
Densidade de Partícula (kg dm <sup>-3</sup> )	2,42 ± 0,08 a	2,61 ± 0,15 a	2,67 ± 0,03 a	2,55 ± 0,14 a	2,57 ± 0,05 a	2,67 ± 0,03 a	2,63 ± 0,03 a
Macroporosidade (dm <sup>3</sup> dm <sup>-3</sup> )	0,35 ± 0,01 a	0,23 ± 0,02 b	0,26 ± 0,05 b	0,36 ± 0,05 a	0,23 ± 0,01 b	0,23 ± 0,06 bc	0,18 ± 0,03 c
Microporosidade (dm <sup>3</sup> dm <sup>-3</sup> )	0,31 ± 0,01 a	0,31 ± 0,02 a	0,33 ± 0,01 a	0,28 ± 0,04 a	0,34 ± 0,02 a	0,33 ± 0,01 a	0,35 ± 0,05 a
Porosidade Total (dm <sup>3</sup> dm <sup>-3</sup> )	0,65 ± 0,03 a	0,54 ± 0,01b	0,59 ± 0,06 ab	0,52 ± 0,02 bc	0,54 ± 0,05 b	0,59 ± 0,06 ab	0,50 ± 0,03 c
RMSP (kPa)	1228 ± 348 a	2645 ± 1312 a	2026 ± 1022 a	4944 ± 1770 b	4800 ± 1577 b	4463 ± 1493 b	4840 ± 1648 b
pH H <sub>2</sub> O	4,89 ± 0,01	6,31 ± 0,46	5,63 ± 0,36	5,19 ± 0,23	5,17 ± 0,33	5,35 ± 0,38	5,34 ± 0,38
MO (dag/kg)	7,83 ± 0,45	5,34 ± 0,44	4,81 ± 0,63	3,39 ± 0,18	3,70 ± 0,01	3,81 ± 0,82	3,90 ± 0,75
	<i>Características de cobertura</i>						
Árvores por parcela	12 ± 2	-	10 ± 1	10 ± 1	10 ± 1	10 ± 1	10 ± 1
Área das copas (m <sup>2</sup> )	29,92 ± 2,18 d	-	8,44 ± 3,38	45,04 ± 1,84 b	61,20 ± 7,60 a	30,71 ± 8,10 c	28,46 ± 2,19 cd
dap (cm)	9,26 ± 0,75 d	-	-	10,93 ± 0,40 c	12,06 ± 0,61b	13,60 ± 0,43 a	13,98 ± 0,28 a
Área basal (m <sup>2</sup> )	0,101 ± 0,007 c	-	0,002 ± 0,001 d	0,099 ± 0,015 c	0,122 ± 0,022 bc	0,155 ± 0,023 ab	0,164 ± 0,019 a
Solo exposto (%)	-	100 a 37,41 *	1,63 ± 1,58	-	-	-	-
Cobertura pelas copas (%)	48,71 ± 3,55	0 a 62 **	85,76 ± 5,29***	72,82 ± 2,97	98,95 ± 12,29	49,65 ± 13,10	46,01 ± 3,54
Serapilheira acumulada (Mg ha <sup>-1</sup> )	47,29 ± 11,10 a	-	7,64 ± 2,86 c	8,07 ± 1,04 c	14,12 ± 2,32 b	19,98 ± 4,11 b	15,00 ± 7,76 bc
CRH (kg kg <sup>-1</sup> )	2,04 ± 0,59 b	-	4,95 ± 0,18 a	1,91 ± 0,14 bc	2,41 ± 0,18 b	2,04 ± 0,12 bc	1,57 ± 0,26 bc

Valores com as mesmas letras (a – d) dentro das linhas não diferem significativamente em  $\alpha = 0,05$ . Testado usando Kruskal-Wallis (ANOVA) e post-hoc Mann-Whitney. \* 100% em janeiro e 37,41% em maio no final do monitoramento; \*\* cobertura pelas plantas forrageiras; \*\*\* cobertura pelas copas e plantas forrageiras. RMSP = resistência mecânica do solo a penetração; MO = matéria orgânica; CRH = capacidade de retenção hídrica da serapilheira.

## 2.2. Escoamento superficial

Em cada área e período, sete parcelas coletoras de escoamento superficial foram instaladas e monitoradas. Na Área 1, as parcelas foram instaladas e monitoradas antes da mineração, e reinstaladas logo após a extração do minério e reconformação topográfica, para o monitoramento nos anos 1 e 2 de reabilitação. Na Área 2, as setes parcelas foram instaladas 2 anos após finalizada a mineração e o plantio do *Eucalyptus*, sendo monitoradas nos anos 3, 4, 5 e 6 de reabilitação. O escoamento superficial foi monitorado de janeiro a maio em cada período sob chuva natural (Figura 2).

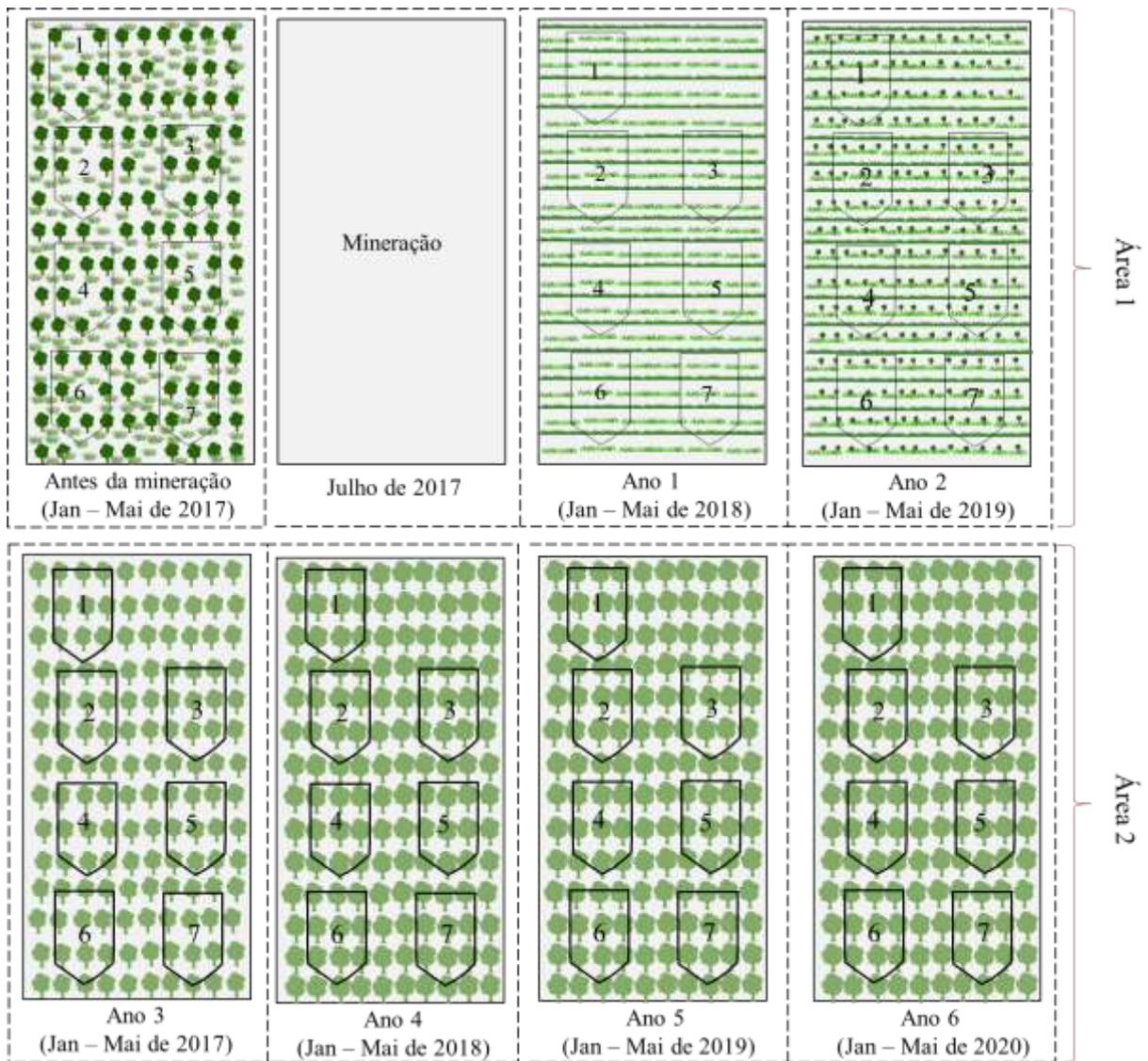


Figura 2 – Visão geral do experimento com as sete parcelas coletoras do escoamento superficial antes da mineração e nos anos 1 e 2 da reabilitação na Área 1 e nos anos 3, 4, 5 e 6 de reabilitação na Área 2.

As sete parcelas tiveram dimensões de 10 x 6 m mais um afunilamento triangular de 1 m de altura a partir de sua base. A área e a inclinação das parcelas nos seus respectivos períodos de monitoramento estão disponíveis no material suplementar (Tabela S1). As parcelas foram delimitadas por chapas de policloreto de polivinila (PVC) e o afunilamento triangular foi construído de alvenaria no extremo de menor altitude (sentido do escoamento) para direcionamento da água (Figura S1). Um cano foi instalado no final do afunilamento para conduzir o escoamento até um recipiente com capacidade de 100 litros. O volume de água escoado nas parcelas foi mensurado após eventos de chuva, sendo cada coleta constituída de uma ou mais chuvas.

O escoamento superficial foi calculado por coleta considerando o volume escoado em relação à área de contribuição de cada parcela:  $ES = V/A$ , onde: ES = escoamento superficial (mm); V = volume de água do escoamento (L); A = área da parcela (m<sup>2</sup>). O escoamento médio das parcelas por coleta foi calculado e as de um mesmo mês foram somadas para obter o total mensal. O escoamento superficial foi dividido pela precipitação para obter o coeficiente de escoamento superficial e multiplicado por 100 para obter o escoamento superficial em percentagem (EP). Os dados de escoamento usados nesse trabalho partem de estudos anteriores que mostraram os valores de escoamento antes da mineração e do 1º (SPLETOZER et al., 2021a), próximo a integralidade do 3º e 4º (SPLETOZER et al., 2021b) ano de reabilitação.

### **2.3. Variáveis que influenciam no escoamento superficial**

#### **2.3.1. Precipitação**

O volume (P) e intensidade (I) da precipitação foram obtidos por dois pluviógrafos modelo RainLog 2.0 da RainWise® Inc instalados a céu aberto distante cerca de 300 m e 50 m da área experimental 1 e 2, respectivamente. Os dados de precipitação diária (mm) foram coletados antes da mineração e nos seis anos de reabilitação e somados para obter o total mensal. Os dados de intensidade (mm.h<sup>-1</sup>) foram usados para obter as intensidades máximas mensais. Além do pluviógrafo, a quantidade da precipitação foi mensurada usando um pluviômetro, instalado a céu aberto distante 50 m das parcelas em cada área para completar os dados do pluviógrafo em caso de falhas (não ocorreram). O volume no pluviômetro foi transformado em altura de lâmina de água pela equação:  $P = V/A$ , sendo: P = precipitação em mm, V = volume coletado em litros (L) e A = área de captação do pluviômetro em m<sup>2</sup>, aqui com 176,71 cm<sup>2</sup>.

### 2.3.2. Cobertura vegetal

Antes da mineração e nos anos 3, 4, 5 e 6 de reabilitação as circunferências dos fustes das plantas, na altura de 1,30 m (*cap*) a partir do solo, e os raios de projeção das copas foram medidos com uma fita métrica para calcular o diâmetro dos caules e a área das copas (WINK et al., 2012) e caracterizar a cobertura de *Eucalyptus* em três parcelas previamente sorteadas. No ano 1 de reabilitação, a cobertura de vegetação foi calculada considerando a largura e comprimento das linhas das plantas forrageiras. No ano 2, além das faixas de cobertura das plantas forrageiras, a área de projeção das copas de *Eucalyptus* foi calculada (WINK et al., 2012).

A área de solo exposto foi mensurada no 1º ano de reabilitação medindo a largura das entrelinhas das plantas de cobertura com o auxílio de uma fita métrica. No 2º ano de reabilitação, devido à expansão da vegetação e dificuldade de exatidão nas medições do solo exposto em campo, a área de solo exposto foi mensurada por vetorização de imagens de drone georreferenciadas (Drone Phantom 4 Pro, altura de voo de 60 m, resolução de 1,6 cm por pixel) no ArcGIS 10.7.1. A partir do 3º ano, além da braquiária a serapilheira cobriu o solo e as manchas de solo exposto foram consideradas insignificantes.

### 2.3.3. Serapilheira

Três amostras de serapilheira foram coletadas antes da mineração e nos anos 2, 3, 4, 5 e 6 de reabilitação para verificar sua capacidade de retenção hídrica (CRH). No ano 1 de reabilitação, a coleta não foi realizada devido à ausência de serapilheira. Um gabarito quadrangular de 0,25 m<sup>2</sup> foi lançado em três pontos sorteados dentro de uma faixa distante 1,5 m das parcelas coletoras de escoamento superficial para coleta da serapilheira depositada sobre a superfície do solo. A massa saturada (depois de submersas em água por 72 horas) e a massa seca (em estufa à 75 °C com circulação forçada de ar) das amostras foram mensuradas para calcular a CRH da serapilheira. A CRH da serapilheira foi calculada pela equação:  $CRH = (MSaturada - MSeca) / MSeca$ , onde: CRH = capacidade de retenção hídrica (kg/kg); *MSaturada* = massa saturada (kg); *MSeca* = massa seca (kg) (BLOW, 1995).

### 2.3.4. Propriedades do solo

A textura, a densidade global (Ds), a macro (ma) e microporosidade (mi), a porosidade total (PT) e a densidade de partícula (Dp) do solo foram analisadas (TEIXEIRA et al., 2017)

para caracterizar os atributos físicos do solo antes da mineração e nos anos 1, 2, 3, 4, 5 e 6 de reabilitação, após mineração de bauxita.

Amostras compostas de 12 pontos, em zig-zag, na profundidade de 0-20 cm, foram coletadas, utilizando um trado do tipo “holandês”, antes da mineração e nos anos 1, 2, 3, 4, 5 e 6 de reabilitação para análise química de rotina e de matéria orgânica visando caracterizar a fertilidade do solo (TEIXEIRA et al., 2017).

A resistência mecânica do solo à penetração foi mensurada usando o penetrógrafo automatizado modelo SoloTrack PLG5300 da Falker®. Seis observações foram realizadas antes da mineração e nos anos 1, 2, 3, 4, 5 e 6 de reabilitação para caracterizar a resistência mecânica do solo à penetração na profundidade de 0 a 60 cm. A umidade do solo (0 a 20 cm) foi mensurada pelo método gravimétrico (TEIXEIRA et al., 2017) nos respectivos dias dos testes.

#### 2.3.5. Infiltração de água no solo

A taxa de infiltração inicial (TII), capacidade de infiltração (CI) e a taxa de infiltração estável (TIE) foram medidas *in situ* pelo método do infiltrômetro de anel duplo (IN2-W da Turf-TecInternational®). A camada superficial de serapilheira foi retirada para os testes de infiltração e esses foram conduzidos até que a taxa de infiltração fosse constante em pelo menos três medições consecutivas, atingindo a TIE. Três ensaios foram realizados antes da mineração e em cada ano de reabilitação. A umidade do solo na profundidade de 0 a 20 cm foi mensurada pelo método gravimétrico (TEIXEIRA et al., 2017) nos respectivos dias dos testes. A taxa de infiltração foi calculada pela relação entre a lâmina infiltrada por intervalo de tempo:  $TI = \Delta h / \Delta t$ , onde:  $TI$  = Taxa de infiltração ( $\text{mm h}^{-1}$ );  $h$  = altura da lâmina de água infiltrada (mm);  $t$  = intervalo de tempo para infiltrar a lâmina de água (horas).

A taxa de infiltração inicial (TII) foi aquela mensurada no primeiro instante do ensaio. A capacidade de infiltração (CI) foi considerada a taxa máxima de infiltração após estabilização. O valor da altura de lâmina de água foi transformado em CI pela equação:  $CI = 60 h_{Ac} / t_{Ac}$ , onde:  $CI$  = capacidade de infiltração ( $\text{mm h}^{-1}$ );  $h_{Ac}$  = altura da lâmina de água infiltrada acumulada (mm);  $t_{Ac}$  = intervalo de tempo acumulado (min).

## 2.4. Análises estatísticas

As diferenças no escoamento superficial entre os períodos de monitoramento, antes da mineração e nos anos 1, 2, 3, 4, 5 e 6 de reabilitação, foram analisadas usando o teste não

paramétrico de Kruskal-Wallis e *post-hoc* de Mann-Whitney. As diferenças dos fatores que influenciam no escoamento superficial entre os períodos também foram avaliadas pelo teste de Kruskal-Wallis e *post-hoc* de Mann-Whitney (Tabela 1). Esses testes foram definidos assumindo que os pressupostos de normalidade analisado pelo teste de Shapiro-Wilk para aplicação da Análise de Variância não foram atendidos.

Regressão linear foi usada para verificar a relação entre o volume e intensidade da precipitação com o escoamento superficial em cada período de monitoramento. Análise de componentes principais (ACP) foi realizada nos fatores que influenciam no escoamento superficial, sendo eles: quantidade de precipitação (P), intensidade máxima de precipitação (I), taxa de infiltração inicial (TII), taxa de infiltração estável (TIE), capacidade de infiltração (CI), resistência mecânica do solo à penetração (RSP), densidade global do solo (Ds), densidade das partículas de solo (Dp), porosidade total (PT), macroporosidade (ma), microporosidade (mi), teor de areia grossa (AG), areia fina (AF), silte (S) e argila (A), área de cobertura de vegetação (ACV) e quantidade (MS) e capacidade de retenção hídrica da serapilheira (CRHS) para destacar os de maior influência. O número de componentes principais para explicar mais de 70% da variação cumulativa no conjunto de dados foi obtido e isso exigiu cinco componentes principais. A contribuição individual de cada variável na variação total do conjunto de dados foi avaliada considerando a associação das mesmas com as PC1, PC2, PC3, PC4 e PC5 e aquelas com correlação superior a 0,5 foram consideradas as mais importantes na explicação da variabilidade do escoamento superficial (DAVATGAR; NEISHABOURI; SEPASKHAH, 2012).

Os dados foram digitalizados e planilhados no Excel e as análises estatísticas feitas com o programa R v.4.0.2 usando o pacote *nortest* para o teste de normalidade, *FSA* para o teste de Kruskal-Wallis e *post-hoc* de Mann-Whitney e *Ade4* e *FactoMineR* para PCA (R CORE TEAM, 2020).

### **3. RESULTADOS E DISCUSSÃO**

#### **3.1. Características das chuvas**

Um total de 128 coletas foram realizadas, com média de 18 medições por período de monitoramento (Janeiro-Maio). A precipitação total antes da mineração foi de 556 mm e após a mineração foram registrados 661 mm no 1º ano, 565 mm no 2º ano, 460 mm no 3º ano, 779 mm no 4º ano, 677 mm no 5º ano e 958 mm no 6º ano de reabilitação (Tabela ). As profundidades das chuvas mensais produtoras de escoamento superficial variaram de 30 mm

em abril do ano 1 e janeiro do ano 3 a 412 mm em janeiro do último ano de reabilitação. A intensidade máxima por hora variou de 2 mm h<sup>-1</sup> em janeiro do ano 3 a 47 mm h<sup>-1</sup> em abril do ano 5 de reabilitação (Tabela 2).

Tabela 2 – Normal climatológica (NC) de 1981-2010 em mm por mês de monitoramento e as características da precipitação (P = profundidade da chuva em mm e I = intensidade máxima de chuva em mm h<sup>-1</sup>) antes da mineração e nos 6 anos de reabilitação

Mês	NC	Antes		Ano 1		Ano 2		Ano 3		Ano 4		Ano 5		Ano 6	
		P	I	P	I	P	I	P	I	P	I	P	I	P	I
Jan	263	34	18	103	29	128	45	30	2	204	17	167	17	412	25
Fev	156	168	22	188	17	96	22	121	28	134	14	106	16	243	14
Mar	199	161	13	307	33	211	34	126	10	304	38	215	16	200	2
Abr	106	80	20	30	10	81	26	48	22	99	33	134	47	47	15
Mai	50	113	11	34	9	49	6	135	11	38	3	56	1	57	18
Total	774	556	22	661	33	565	45	460	28	779	38	677	47	958	25

No 6º ano de reabilitação a precipitação foi 19,23% acima da média histórica da área de estudo entre 1981-2010 (773,8 mm), enquanto que antes da mineração e os anos 1 e 3 foram 28,14, 14,57 e 40,5% inferiores que a normal climatológica para os cinco meses de monitoramento (INMET, 2018). A elevada quantidade de precipitação no ano 6 de reabilitação foi resultado de um ano atípico de chuvas no Brasil, com o mês de janeiro concentrando 43% das chuvas do período de monitoramento. A região registrou elevados volumes de precipitação devido a permanência da Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS), um sistema meteorológico que acarreta chuvas torrenciais típicas de verão (SILVA et al., 2020), registrando um acumulado de chuva de 958 mm, sendo que a média desse período é em torno de 774 mm (INMET, 2018).

### 3.2. Escoamento superficial

O escoamento superficial acumulado durante os cinco meses (Janeiro-Maio) monitorados nos anos 1, 2, 3, 4, 5 e 6 de reabilitação foi 1,74 vezes (3,6 mm), 13,35 vezes (0,5 mm), 5,25 vezes (1,2 mm), 14,09 vezes (0,4 mm), 8,38 vezes (0,8 mm) e 4,04 vezes (1,6 mm) inferior ao de antes da mineração (6,3 mm), respectivamente. O escoamento percentual médio foi menor que 1% em todos os períodos de reabilitação, em contrapartida antes da mineração 1,13% da precipitação de 556 mm se tornou escoamento superficial (Tabela 3 e Tabela 4).

Tabela 3 – Total mensal da precipitação em mm (P), escoamento superficial em mm (ES) e escoamento superficial em porcentagem (ESP) antes da mineração e nos anos 1 e 2 de reabilitação na Área 1 em Rosário da Limeira, Minas Gerais, Brasil

Mês	Antes da mineração			Ano 1			Ano 2		
	P	ES	ESP	P	ES	ESP	P	ES	ESP
Jan	33,8	0,35	1,04	103,1	0,3	0,28	128,3	0,20	0,16
Fev	168,1	1,41	0,84	188,2	0,8	0,42	96,1	0,01	0,01
Mar	161,3	1,30	0,80	306,6	2,5	0,81	210,5	0,23	0,11
Abr	79,5	1,47	1,85	29,6	0,0	0,04	80,6	0,02	0,03
Mai	113,2	1,77	1,56	34,0	0,1	0,35	49,3	0,00	0,01
Total	555,8	6,3	1,13	661,4	3,7	0,56	564,8	0,5	0,08

Tabela 4 – Total mensal da precipitação em mm (P), escoamento superficial em mm (ES) e escoamento superficial em porcentagem (ESP) nos anos 3, 4, 5 e 6 de reabilitação na Área 2 em Mirai, Minas Gerais, Brasil

Mês	Ano 3			Ano 4			Ano 5			Ano 6		
	P	ES	ESP									
Jan	30,0	0,02	0,05	203,9	0,09	0,04	166,8	0,25	0,15	411,5	0,48	0,12
Fev	121,4	0,82	0,68	133,6	0,04	0,03	105,9	0,12	0,12	242,8	0,55	0,23
Mar	125,9	0,12	0,09	304,4	0,17	0,05	215,0	0,21	0,10	199,6	0,19	0,09
Abr	47,7	0,02	0,04	98,6	0,15	0,15	133,9	0,15	0,11	47,2	0,03	0,02
Mai	135,3	0,23	0,17	38,0	0,01	0,02	55,5	0,02	0,04	57,0	0,32	0,56
Total	460,2	1,2	0,26	778,5	0,4	0,06	677,1	0,8	0,11	958,1	1,6	0,16

O escoamento médio percentual foi diferente entre os períodos de monitoramento ( $p$ -value = 0,004), com maior valor antes da mineração em relação a todos os 6 anos de reabilitação (Figura 3). Além do maior escoamento médio percentual, o período pré-mineração também apresentou maior variação entre os meses, com mínimo de 0,80% e máximo de 1,85%. Já nos seis períodos de reabilitação, o mês com maior escoamento foi fevereiro do primeiro ano com 0,81%, valor próximo ao mínimo de antes da mineração (Figura 3a). Comparações múltiplas entre os períodos de reabilitação sugerem a formação de dois grupos de escoamento superficial após a mineração, com menor valor nos anos 2, 3, 4 e 5 de reabilitação (Figura 3b).

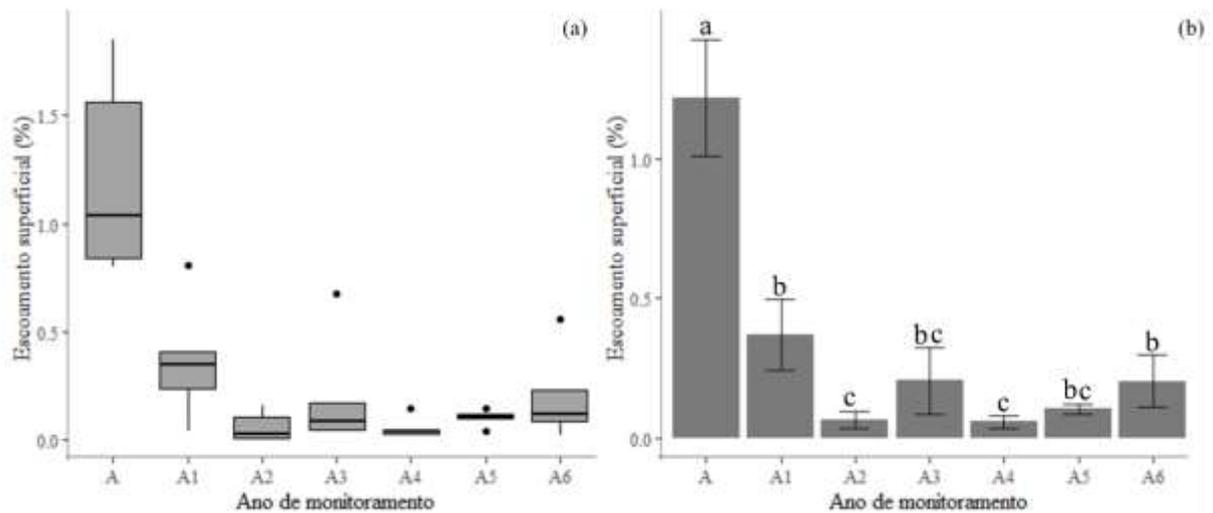


Figura 3 – Variação do escoamento superficial percentual antes da mineração e nos seis de reabilitação (a) e escoamento percentual médio de janeiro a maio antes da mineração e nos seis anos de reabilitação (barra erro =  $\pm$  desvio padrão) (b). Valores com as mesmas letras (a-c) não diferem significativamente em  $\alpha = 0,05$ , de acordo com o teste de Kruskal-Wallis e *post-hoc* de Mann-Whitney. No eixo ano de monitoramento, A = antes da mineração e A1, A2, A3, A4, A5 e A6 correspondem aos anos 1, 2, 3, 4, 5 e 6 de reabilitação, respectivamente.

O maior escoamento superficial antes da mineração em relação aos seis anos de reabilitação pode ser explicado pelo sistema de plantio no sentido do declive antes da mineração. Plantios no sentido do declive tendem a produzir maior escoamento que plantios em nível para mesmas condições de solo e declividade, como relatado em Latossolo Vermelho com 17,6% de declividade, onde o plantio de *Eucalyptus* no sentido do declive gerou 1,2% de escoamento, enquanto que o plantio em nível apresentou 0,8% (SILVA et al., 2011). O menor escoamento indica que maior quantidade de água está infiltrando no solo minerado, que além do plantio em nível, também pode ser explicada pelo revolvimento do solo (WANG; WANG, 2020), cobertura vegetal (MERINO-MARTÍN et al., 2012) e presença de fissuras e depressões na superfície do solo das áreas reabilitadas (SHINDE et al., 2017; ZEGRE et al., 2014) que interceptam a água e facilitam sua infiltração e resulta em menos escoamento superficial (MERINO-MARTÍN et al., 2012).

O menor escoamento superficial nos anos 2, 3, 4 e 5 de reabilitação pode ser explicado pela maior cobertura vegetal proporcionada pela abundância de herbáceas leguminosas e outras forrageiras no ano 2, e pela braquiária e copas dos eucaliptos nos anos 3, 4 e 5. A abundância de plantas de cobertura resultam em menor escoamento em área minerada, mesmo sob alta precipitação ou condições de chuva intensa, pois essas protegem o solo do impacto

direto das gotas de chuva sobre o solo e melhoram a agregação e porosidade do solo (LOCH, 2000; MERINO-MARTÍN et al., 2012).

No ano 6, o aumento do escoamento superficial em relação aos anos 2 e 4 pode estar relacionado aos eventos atípicos de precipitação de alta intensidade nesse período (SILVA et al., 2020), além de um leve aumento na compactação do solo (Tabela 1). O elevado volume de precipitação tende a saturar rapidamente o solo, conseqüentemente, reduzindo a infiltração e gerando altos valores de escoamento superficial (NIGAM et al., 2017).

A copa das árvores de eucalipto vai mudando com o passar das fases de crescimento. A cobertura pelas copas do eucalipto a partir do ano 5 é estabilizada, pois as plantas tendem reduzir a biomassa da copa em detrimento do tronco (SANTANA et al., 2008), confirmando que o aumento no escoamento superficial no ano 6 em relação aos anos 2 e 4 pode estar relacionado aos eventos atípicos de chuva (LI et al., 2017). Além disso, a retirada do minério acarreta a diminuição da declividade do terreno (SPLETOZER et al., 2021a) como pode ser visto nas parcelas dos anos 1 e 2. Outro fator é o aumento da densidade do solo no ano 6 em relação aos anos iniciais de reabilitação que também pode explicar esse aumento do escoamento superficial, pois solos minerados de maior densidade sugere a compactação do solo e restringe a infiltração de água no solo e aumenta o escoamento superficial (WANG; WANG, 2020).

### **3.3. Escoamento superficial vs Precipitação**

O volume e a intensidade da precipitação mostraram um efeito variável no escoamento superficial dependendo do ano de monitoramento. Relações lineares significativas entre o escoamento e o volume de precipitação para o 1º, 2º e 5º ano de reabilitação foram registradas (Figura 4a). A inclinação da equação de regressão mediu o efeito de cada período no escoamento superficial. O 1º ano de reabilitação apresentou a maior inclinação da regressão entre o volume de precipitação e escoamento, assim como o maior escoamento superficial dentre os períodos de reabilitação, em contrapartida as menores inclinações corresponderam aos anos 4, 6 e 5 de reabilitação, respectivamente. O período pré-mineração apresentou a segunda maior inclinação, seguido pelo segundo e sexto ano de reabilitação, respectivamente (Figura 4b).

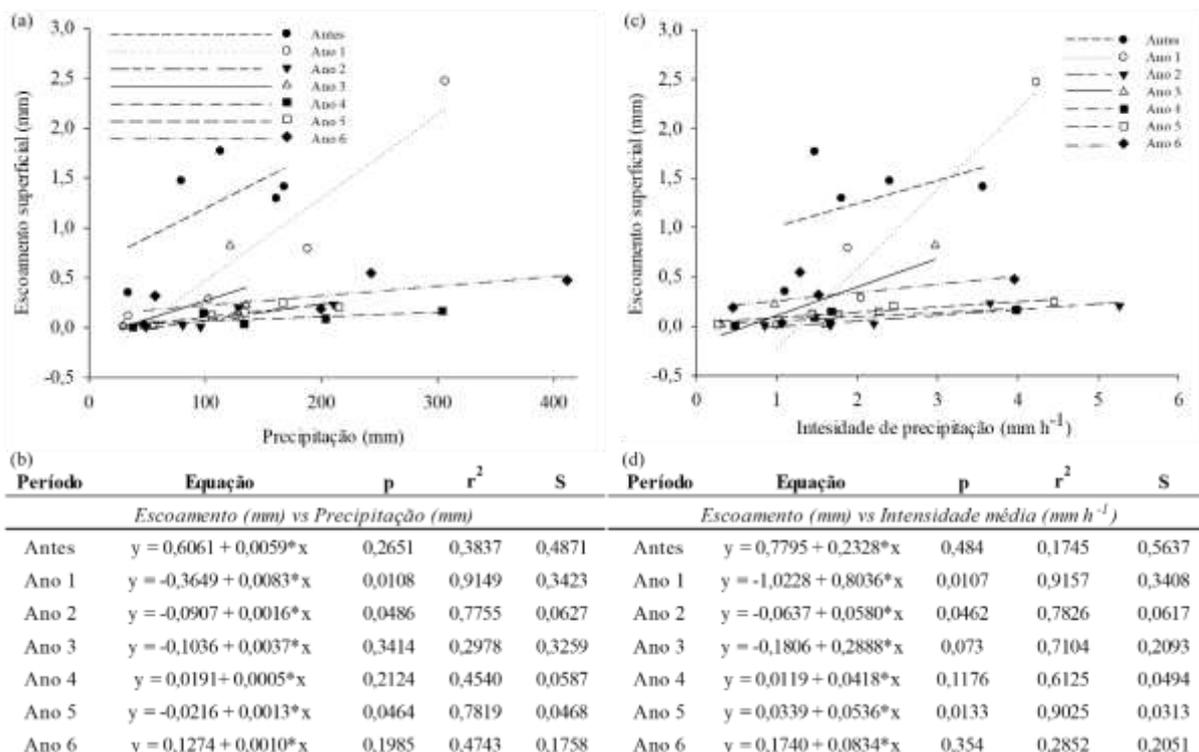


Figura 4 – Relações da precipitação mensal (a) e intensidade média de precipitação mensal (c) com o escoamento superficial mensal obtidas para antes da mineração e nos anos 1, 2, 3, 4, 5 e 6 de reabilitação e equações de regressão linear relacionando a precipitação (mm) com o escoamento (mm) (b) e intensidade de precipitação e escoamento (mm h<sup>-1</sup>) (d) nos diferentes períodos de monitoramento. Onde S = Erro padrão da estimativa e p = p-valor.

Relação linear significativa entre o escoamento e a intensidade de precipitação para o 1º, 2º e 5º ano de reabilitação foi registrada (Figura 4c). As menores inclinações da regressão entre a intensidade e escoamento corresponderam aos anos 4 e 5 de reabilitação e a maior inclinação foi para o 1º ano e no período pré-mineração (Figura 4d).

A relação linear significativa entre o escoamento e a precipitação e a maior inclinação da equação de regressão no 1º ano de reabilitação demonstra que a precipitação tem grande influência no escoamento superficial nos primeiros anos de reabilitação, quando o solo estava mais descoberto por vegetação (Tabela 1). Em contrapartida, nos anos 3, 4 e 5 de reabilitação, a cobertura do solo pela braquiária e pelas copas de eucalipto, mostrou menor influência da precipitação no escoamento superficial (MERINO-MARTÍN et al., 2012). Isso está de acordo com vários estudos, que enfatizam a influência positiva da vegetação no comportamento hidrológico de solos recuperados (ESPIGARES; MORENO-DE LAS HERAS; NICOLAU, 2011; LOCH, 2000; MERINO-MARTÍN et al., 2012; MORENO-DE LAS HERAS;

MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009). Maior cobertura vegetal gera um atraso no escoamento e aumento na capacidade de infiltração do solo, o que reduz a influência da precipitação na resposta hidrológica observadas em solos recuperados (MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009). Além disso, a relação positiva entre o volume e intensidade de precipitação e o escoamento superficial em todos os períodos era esperado e registrado em outros trabalhos (DENG et al., 2020; WANG; WANG, 2020). Esse aumento está relacionado ao efeito da intensidade da precipitação no selamento da superfície do solo que prejudica a infiltração de água no solo (WANG; WANG, 2020). Além disso, quantidades elevadas de precipitação tendem saturar rapidamente o solo, conseqüentemente, reduzir a infiltração e gerando altos valores de escoamento superficial (NIGAM et al., 2017).

### **3.4. Infiltração de água no solo**

A taxa de infiltração inicial e estável e a capacidade de infiltração não diferiram entre os períodos de monitoramento ( $p$ -valor $<0,05$ ). As curvas de infiltração indicaram que no estágio inicial da infiltração (até 10 min), a água flui rapidamente pelo solo e apresenta maior taxa de infiltração. As taxas de infiltração inicial dos anos de reabilitação foram matematicamente superiores as de antes da mineração (Figura 5). A capacidade de infiltração apresentou elevado desvio padrão entre as amostragens de cada período, com maior variação no 5º ano de reabilitação (Figura 5a).

A semelhança nas taxas de infiltração entre os períodos de monitoramento pode ser explicada pelo fluxo preferencial de água na subsuperfície do solo. Em solos nativos, representado pelo período antes da mineração, os processos de fluxo subsuperficial incluem os fluxos preferenciais gerados pela estrutura porosa do solo e presença de raízes (ANDERSON et al., 2009) que também são registrados em solos reabilitados após a mineração superficial (HANGEN et al., 2005). Os fluxos preferenciais no solo recuperado pós-mineração são causados pelos efeitos da reconstrução do solo, variabilidade espacial das propriedades hidráulicas e pela presença de fragmentos de rocha remanescentes que formam um tipo de "funil" de fluxo preferencial potencializando a infiltração de água no solo (HANGEN et al., 2005).

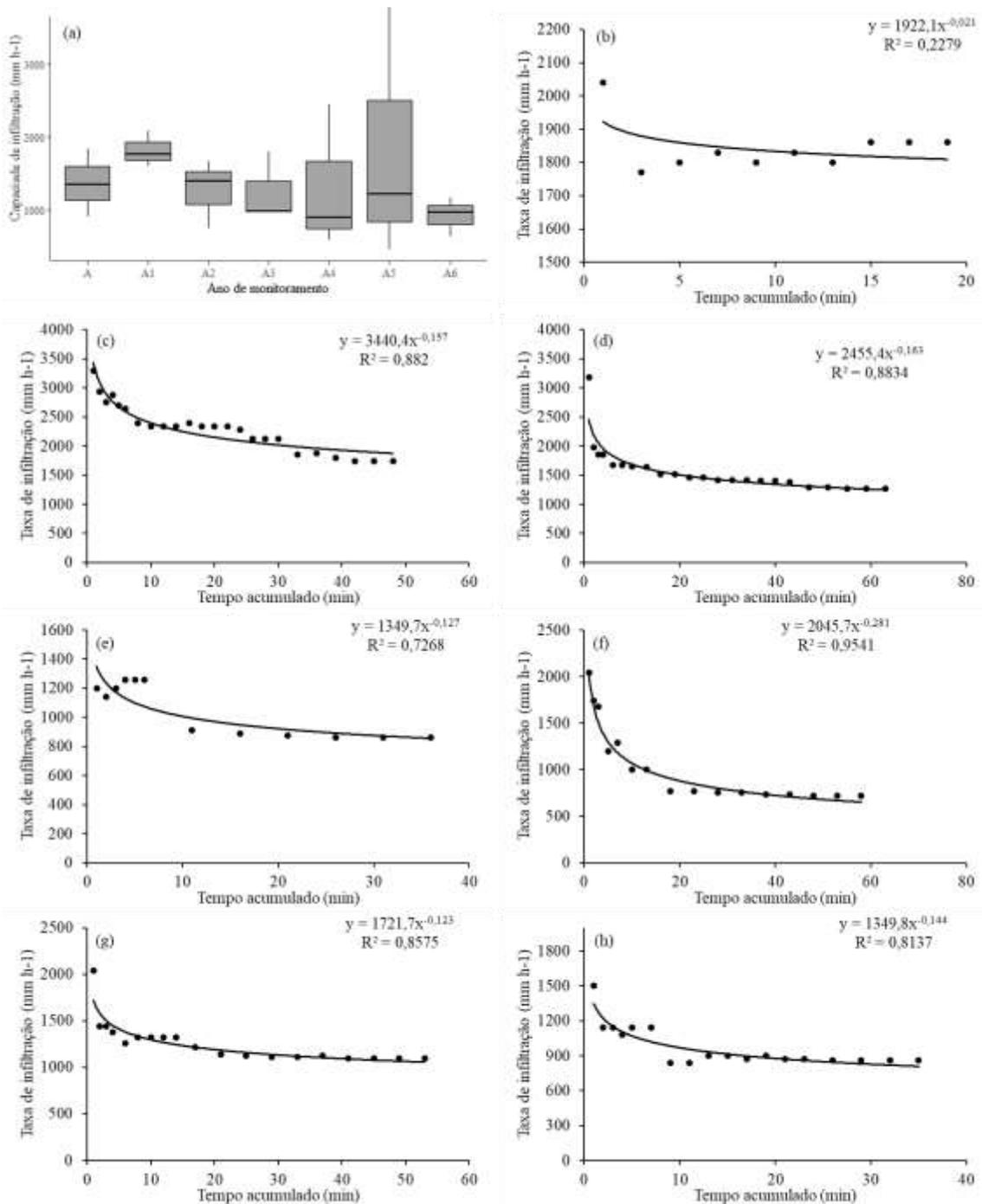


Figura 5 – Capacidade de infiltração (mm hr<sup>-1</sup>) (a) e taxa de infiltração de campo (mm hr<sup>-1</sup>) por tempo acumulado antes da mineração (b), no 1º (c), 2º (d), 3º (e), 4º (f), 5º (g) e 6º (h) ano de reabilitação.

As taxas de infiltração registradas em todos os períodos de reabilitação foram superiores às da mina da província Appalachian Plateau da Virgínia (EUA) com máximo de 40 cm h<sup>-1</sup> aos 14 anos de reabilitação (CLARK; ZIPPER, 2016). A diferença nas taxas de infiltração entre a área de estudo e outros locais de mina pode ser explicada pela técnica de

construção do solo e pelo tempo de reabilitação (inferior no nosso estudo). No entanto, também é importante mencionar que a técnica de medição pode diferenciar os resultados, uma vez que estudos mostraram que as taxas de infiltração são influenciadas e dependem dos métodos usados para medir a infiltração. Além disso, o infiltrômetro com anel de menor diâmetro tende a superestimar as taxas de infiltração (REYNOLDS et al., 2000).

Em áreas de minas é comum a presença de *outliers* que geram elevado desvio padrão entre as amostragens (CLARK; ZIPPER, 2016), como registrado no nosso estudo. A natureza heterogênea dos materiais do solo da mina com a presença de fragmentos grossos e com condutividades hidráulicas variáveis é a principal explicação para o rápido deslocamento da água do infiltrômetro resultando em elevados valores de infiltração (CLARK; ZIPPER, 2016). Nas minas superficiais de carvão de Wyoming (EUA) as taxas de infiltração de áreas reabilitadas também foram comparáveis ou maiores que as taxas de infiltração nativas, sendo explicado principalmente pela semelhança da textura e da porcentagem de carbono do solo (REYNOLDS; REDDY, 2012). Esses fatores, desempenham um papel importante no controle das taxas de infiltração em minas de superfície recuperadas (AHIRWAL; MAITI, 2016), onde a taxa de infiltração é influenciada principalmente pela porcentagem de silte, matéria orgânica do solo, cobertura de plantas e densidade do solo (HUANG et al., 2015).

### **3.5. Variáveis que influenciam no escoamento superficial**

A análise dos componentes principais identificou cinco componentes para explicar 75,36% da variação total dos fatores que afetaram o escoamento superficial de água nos períodos monitorados (Figura 6). O primeiro componente (CP1) explicou 25,44% da variação total dos fatores, sendo a Ds (-0,90), RMSP (-0,85), AG (0,74), PT (0,73), AF (0,63), S (-0,62) e ma (0,57) as variáveis mais significativas. Os 18,50% da variação do segundo componente (CP2) foi representado principalmente pela A (0,78), CV (0,71) e AF (-0,64). O terceiro componente (CP3) representou 15,29% da variação total e teve as variáveis de infiltração como as mais significativas (CI = -0,86; TIE = -0,79; TII = -0,75). O quarto componente (CP4 = 8,29%) foi representado principalmente pela precipitação (0,60) e pelas variáveis de serapilheira (CRHS = -0,42 e MS = 0,49). Os 7,85% CP5 teve a precipitação (I = 0,75; P = 0,57) como fator mais explicativo (Figura 6 e Tabela S2).

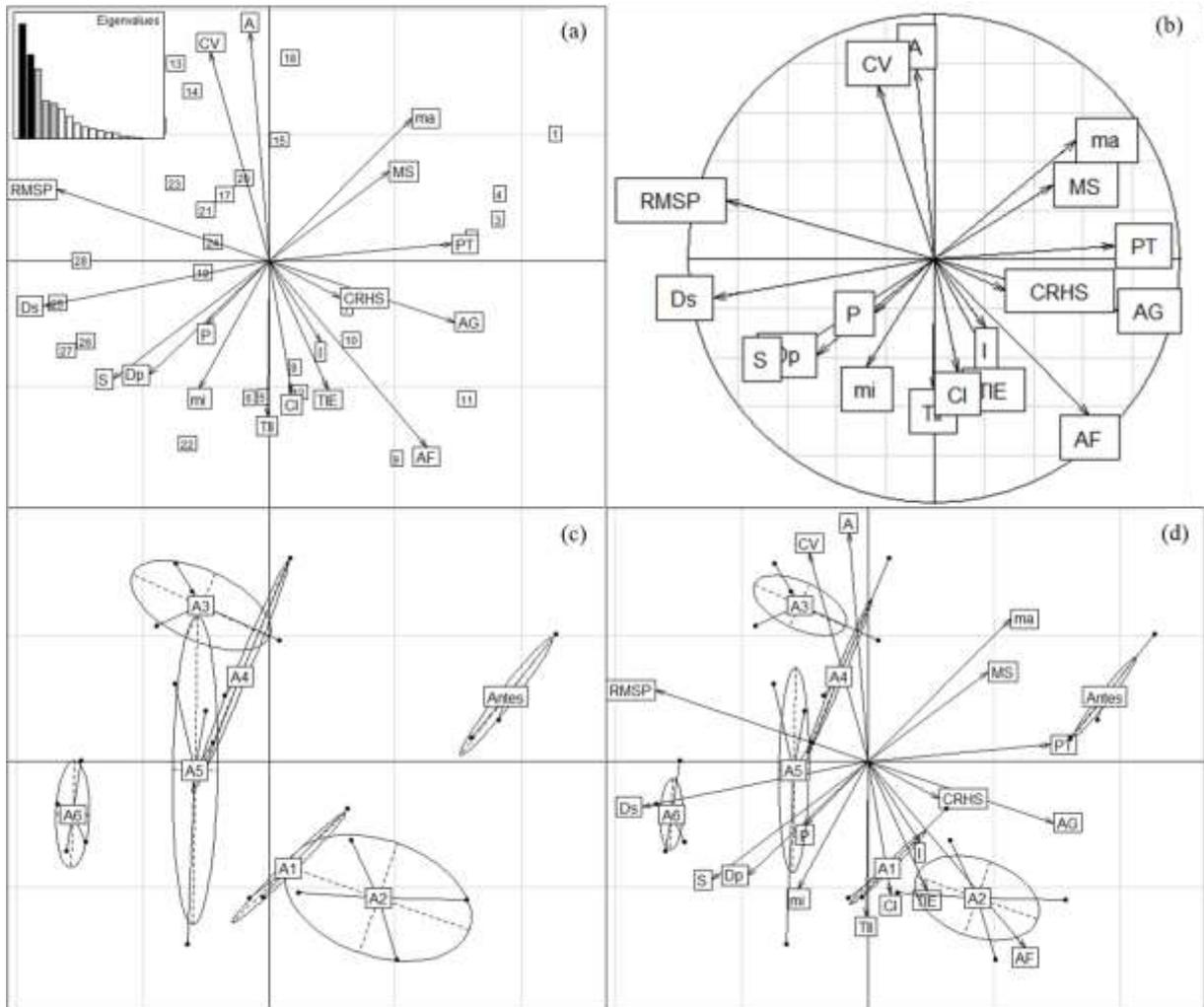


Figura 6 – Componentes principais: biplot das variáveis e indivíduos da PC1 vs. PC2 (a), autovetores da PC1 vs. PC2 (b), grupos dos indivíduos da PCA (c) e biplot das variáveis e indivíduos da PC1 vs. PC2 de acordo com o período de monitoramento (d).

O agrupamento dos indivíduos nos períodos por PCA mostrou que as condições pré-mineração foram claramente separadas no canto superior direito da plotagem na PCA (Figura 6c e 6d). Nesse período, o primeiro componente foi dominado pela porosidade total, macroporosidade e massa de serapilheira que foram positivamente correlacionados entre si. A capacidade de retenção hídrica da serapilheira deslocou-se para o segundo ano de reabilitação da plotagem da PCA, confirmado seu maior valor nesse período quando apresentou o maior valor ( $p$ -valor > 0,05) (Figura 6d; Tabela 1). A cobertura vegetal deslocou-se para os anos 4 e 3 de reabilitação, que apresentaram a maior cobertura de copas pelos eucaliptos (Figura 6d; Tabela 1). A TII, TIE e CI se projetaram para o 1º ano de reabilitação quando esses fatores se destacaram na ACP, principalmente na CP3 (Tabela S2 e Figura 6). Enquanto, a resistência

mecânica do solo a penetração, a densidade do solo e o teor de silte foram menores antes da mineração e se projetaram na direção do grupo de indivíduos dos anos 5 e 6 de reabilitação, quando apresentaram os maiores valores ( $p\text{-valor} < 0,05$ ) entre todos os períodos monitorados (Figura 6d; Tabela 1). O aumento da resistência mecânica do solo após a mineração também foi detectado para os demais anos de reabilitação, destacando os quatro períodos monitorados na área experimental 2 (Figura S2).

Na PC1, a densidade e resistência do solo correlacionaram positivamente entre si e negativamente com a porosidade total e macroporosidade do solo (projeção em direção oposta), indicando que o aumento dos dois primeiros reduziu os últimos, como esperado. Nesse sentido, a porosidade total do solo é um fator importante para se considerar e obter bons resultados para o escoamento superficial, principalmente, a macroporosidade que representa os poros responsáveis pela drenagem e aeração do solo. As mudanças na densidade e resistência do solo, assim como nos teores de areia grossa e fina e silte e a significativa representatividade dessas variáveis na CP1 pode ser devido ao processo de reconstrução do solo. Esse processo, além desestruturar os horizontes do solo e facilitar a movimentação das partículas finas pelos fluxos preferenciais em subsuperfície influenciando na redistribuição dessas dentro do solo construído (ANDERSON et al., 2009), ainda tem efeito negativo por meio dos fatores limitantes com aumento da compactação e resistência do solo (FENG et al., 2019). O aumento na densidade aparente está entre os principais impactos da mineração superficial no solo (AHIRWAL; MAITI, 2016). Entretanto, as propriedades do solo mudam após o estabelecimento das plantas nas minas. Por exemplo, a densidade do solo tende a diminuir com o aumento das partículas finas e matéria orgânica do solo associados ao aumento da idade da revegetação do solo minerado (HUANG et al., 2015).

A maior resistência mecânica do solo a penetração nos períodos pós mineração pode ser devido a presença de concreções remanescentes de minério, assim como a compactação em subsuperfície pelo movimento de máquinas na área (SILVEIRA, 2017; SPLETOZER, 2018). A presença de concreções resulta em um maior índice de pedregosidade a partir de 20 cm de profundidade aumentando a resistência do solo a partir dessa profundidade (Figura S2) (BARROS et al., 2013). Entretanto, mesmo não influenciando na taxa de infiltração, a resistência pode ser minimizada pela subsolagem e melhor deposição do material durante a reconstrução do solo.

#### 4. CONCLUSÃO

De acordo com as condições experimentais e resultados apresentados pode-se concluir que o escoamento percentual médio foi inferior a 1% em todos os períodos de reabilitação e chegou a ser 14,09 vezes menor que antes da mineração (1,13%).

A hipótese 2 de que com seis anos de reabilitação o escoamento se aproximaria ao de antes da mineração não se confirmou, pois o ES foi inferior em todos os períodos de reabilitação. Entretanto, um ligeiro aumento no ano 6 foi mensurado pode ser devido a redução da cobertura pelas copas, aumento da intensidade de precipitação e leve aumento da densidade e resistência do solo.

As características do solo (principalmente: RMSP, Ds, PT), serapilheira (CRHS, MS) e vegetação (CV) foram os fatores mais explicativos na análise de componentes principais. Esses fatores devem ser vistos com cautela durante o processo de reabilitação das minas superficiais de bauxita buscando minimizar os efeitos negativos dessa atividade sobre o escoamento superficial.

Nossos resultados fornecem os relatos de 6 anos de reabilitação e informações para futuros controles do escoamento superficial e desenvolvimento sustentável das minas superficiais de bauxita. Apesar da recuperação completa da área minerada demandar um longo processo, nossas descobertas indicam que a sucessão da vegetação e os cuidados com a adequação das características do solo são eficazes para potencializar a recuperação do ecossistema após a desestruturação do solo em minas de bauxita a céu aberto.

### ARTIGO 3: MODELOS DE REGRESSÃO E *MACHINE LEARNING* PARA PREDIÇÃO DO ESCOAMENTO SUPERFICIAL EM MINAS DE BAUXITA

#### RESUMO

A predição precisa e confiável de escoamento mensal considerando vários anos de reabilitação é muito importante para o planejamento e gestão do sistema de recursos hídricos de áreas mineradas de bauxita. Uma combinação de modelos de regressão e inteligência artificial foram propostos e aplicados para a predição do escoamento superficial de áreas minerada. O número ideal de variáveis de entrada foi escolhido considerando um limiar de correção, seleção *stepwise* e de acordo com a função *Recursive Feature Elimination* (RFE). As equações de regressão foram divididas em explicativas e preditivas, sendo as preditivas treinadas e validadas com todas as possíveis combinações de período anual dos dados. Os resíduos dos modelos preditivos foram avaliados. Cinco modelos de aprendizado de máquina, sendo eles Modelo Linear (LM), K-Nearest Neighbor Regression (kNN), Support Vector Machines (SVM), Random Forest (RF) e Cubist, foram treinados e usados como um instrumento de predição para estimar o conjunto de testes de cada ano subsequente. A precipitação, duração acumulada da precipitação, intensidade máxima da precipitação e o número de eventos foram as variáveis mais explicativas para a maioria das equações de regressão e aprendizado de máquina. A abordagem de modelos de regressão linear apresentou índices de desempenho satisfatórios na predição do escoamento superficial de área de bauxita minerada. Os modelos Cubist e RF foram os melhores preditores para o maior número de anos de reabilitação, com coeficiente de determinação variando com valores máximos entre 0,52 e 0,88 na validação. Porém, não houve um melhor modelo que apresentasse consistentemente o melhor resultado em todos os anos de reabilitação, sendo recomendado usar o modelo anual para o respectivo ano de reabilitação. As equações e algoritmos foram ferramentas úteis para a predição de séries de escoamento e, portanto, promissor para a predição de escoamento mensal em áreas reabilitadas. A abordagem apresentada torna-se um ponto inicial na busca otimizar o planejamento hidrológico das minas superficiais de bauxita.

**Palavras-chaves:** Água superficial, mineração, inteligência artificial, recuperação de áreas degradadas, hidrologia florestal.

## 1. INTRODUÇÃO

O escoamento superficial é um processo básico dentro do ciclo hidrológico, e as alterações causadas pelas atividades antrópicas no ambiente, como a mineração, podem gerar impactos nos recursos hídricos como o aumento das perdas de água e solo junto ao escoamento superficial (TANG et al., 2021; YOUNGER; BANWART; HEDIN, 2002). A predição precisa do escoamento superficial é importante para o planejamento e a gestão sustentável dos recursos hídricos (HE et al., 2020; HUANG et al., 2019; TONGAL; BOOIJ, 2018). Esse processo é um dos mais difíceis de simular eficientemente, devido sua complexidade com elevado número de processos hidrológicos inter-relacionados (TONGAL; BOOIJ, 2018). Portanto, a predição desse processo tem recebido grande atenção nas últimas décadas (GABRIELS; WILLEMS; VAN ORSHOVEN, 2021; HE et al., 2020; ISNIARNO; AZIZ; ISWANDARU, 2020; MA et al., 2020; NIGAM et al., 2017; TANG et al., 2021; WU et al., 2020).

Vários modelos foram estabelecidos e desenvolvidos para estimativa do escoamento superficial nos mais diversos tipos de uso como, em pastagem e terras agrícolas (GABRIELS; WILLEMS; VAN ORSHOVEN, 2021; JIRASIRICHOTE et al., 2021), áreas com técnicas de conservação de solo (KE; ZHANG, 2022) e modelos para áreas de mineração (AWOTWI et al., 2019; ISNIARNO; AZIZ; ISWANDARU, 2020; NIGAM et al., 2017; WU et al., 2020). Esses modelos são classificados principalmente em duas categorias: modelos baseados em física e modelos baseados em dados (HUANG et al., 2019; SHIRI; KISI, 2010). Dentre os modelos baseados em dados, ou seja, aqueles que exigem dados da série temporal em questão (SHIRI; KISI, 2010), tem-se o uso de algoritmos de aprendizado de máquina que vem ganhando popularidade na predição do escoamento superficial (HOSSEINI; MAHJOURI, 2016; HUANG et al., 2019; LI et al., 2020; OKKAN et al., 2021; SCHOPPA; DISSE; BACHMAIR, 2020).

Os algoritmos de aprendizado de máquina como Modelo Linear (LM), K-Nearest Neighbor Regression (kNN), Support Vector Machines (SVM), Random Forest (RF) e Cubist têm recebido cada vez mais atenção em hidrologia, por exemplo, para modelagem de processos chuva-vazão (HOSSEINI; MAHJOURI, 2016; OKKAN et al., 2021; YOUNG; LIU; WU, 2017), estimativa do escoamento superficial (LI et al., 2020; SCHOPPA; DISSE; BACHMAIR, 2020), predição do nível das águas (GUYENNON et al., 2021; MUKHERJEE; RAMACHANDRAN, 2018; REIS et al., 2021) e predição de chuvas (RIDWAN et al., 2021; YU et al., 2017). No entanto, não foram encontrados estudos que apresentem uso de

algoritmos de aprendizado de máquina para estimar o escoamento superficial em áreas mineradas, principalmente no Brasil, onde se tem problemas com desastres gerados pelo rompimento de barragens de rejeito (ESPINDOLA; NODARI; SANTOS, 2019; SILVA ROTTA et al., 2020).

A mineração superficial é uma atividade econômica presente em vários países do mundo, a bauxita por exemplo, é explorada principalmente na Austrália, China, Brasil, Índia e Guiné (HERRINGTON et al., 2016), e embora seja essencial para o desenvolvimento econômico e social, esta atividade causa impactos ambientais (GABARRÓN et al., 2019). A atividade de mineração a céu aberto pode gerar impactos no solo e nos recursos hídricos (GUO et al., 2020; LI et al., 2017; WANG; WANG, 2020), na vegetação (ESPIGARES et al., 2013; MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009) e na topografia (GUO et al., 2020; LI et al., 2017; SUYONO et al., 2020). O principal problema dessa atividade está relacionado com as perdas de água e de solo com a intensificação do escoamento superficial e da erosão (ESPIGARES et al., 2013; LUAN et al., 2020; MANNA; MAITI, 2016; SUYONO et al., 2020; ZHANG et al., 2015).

Algoritmos de aprendizado de máquina são úteis para predição de escoamento a longo prazo, especialmente quando os relacionamentos físicos subjacentes não são totalmente compreendidos (HUANG et al., 2019), como em áreas de mineração superficial. Entretanto, obter dados de monitoramento usando investigações de campo é muito demorado e caro, e está associado a muitas dificuldades experimentais (LIANG et al., 2019b). Portanto, dados de série temporal de escoamento mensurados em campo com maior volume de dados possível são essenciais para melhorar a precisão da predição desse processo nessas áreas (HE et al., 2020).

No entanto, até onde sabemos, não há estudo sobre a comparação dos desempenhos de predição do escoamento superficial de áreas mineradas superficialmente usando algoritmos de inteligência artificial como RF, SVM, Cubist e KNN. Nossos resultados fornecerão *insights* sobre o desempenho dos modelos na perspectiva de planejamento e gestão de recursos hídricos em áreas mineradas superficialmente.

Para melhorar a precisão da predição do escoamento mensal em áreas mineradas superficialmente neste artigo vários modelos de regressão e aprendizado de máquina são propostos. O objetivo foi avaliar diferentes modelos de regressão e aprendizado de máquina para a predição do escoamento superficial mensal a partir de dados coletados em duas minas de bauxita no sudeste do Brasil. Buscamos responder as seguintes questões: 1) Quais as

variáveis físico-ambientais que melhor explicam o escoamento superficial nos modelos de regressão explicativos? Qual o melhor modelo para a predição do escoamento dentre os métodos de regressão e aprendizado de máquina (ML, SVM Radial, Cubist, RF e KNN)? Qual período do conjunto de dados melhor modela o escoamento superficial mensal? Em outras palavras, buscou-se identificar qual modelo e/ou algoritmo apresenta maior acurácia na predição do escoamento superficial em áreas mineradas superficialmente, orientando assim os órgãos gestores, técnicos e pesquisadores para ações de planejamento e gestão de recursos hídricos.

## 2. MATERIAL E MÉTODOS

### 2.1. Área de estudo e obtenção dos dados

Seis anos de dados do escoamento superficial (ES) coletados em duas minas superficiais de bauxita foram usados para estimar o ES mensal. Coletas semanais foram realizadas em sete parcelas coletoras de ES em cada área e ano de monitoramento e somadas para obter os totais mensais em milímetros. Na área 1, foram coletados os dados dos anos 1 e 2 de reabilitação, já na área 2 os dados dos anos 3, 4, 5 e 6 de reabilitação foram coletados (Figura 1).

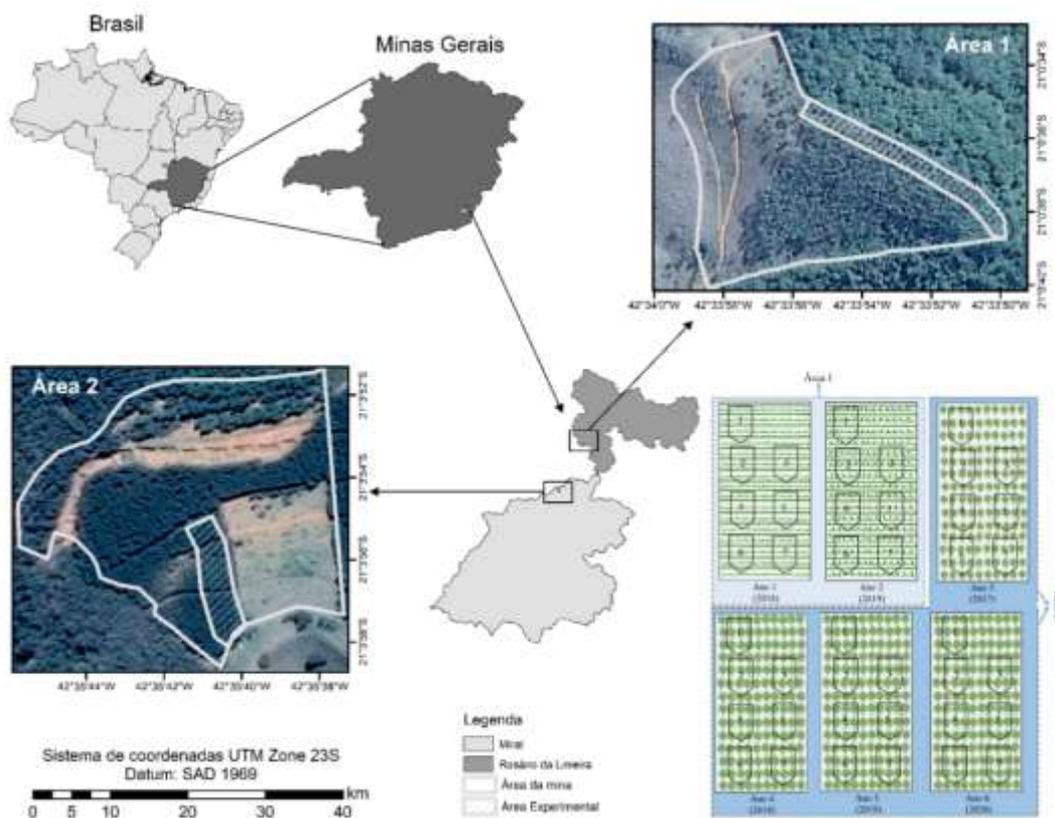


Figura 1 – Localização das áreas experimentais 1 e 2, no sudeste de Minas Gerais, Brasil.

No ano 1 de reabilitação a vegetação compreendia a presença de plantas de cobertura (*Raphanus sativus* L., *Crotalaria juncea* L., *Cajanus cajan* (L.) Huth e *Brachiaria* sp.), no início do ano 2 ocorreu o plantio das mudas de *Eucalyptus* (híbrido AEC I144), e na sequência, os anos 3, 4 5 e 6 de reabilitação, representou as idades 2, 3, 4 e 5 anos dos *Eucalyptus* (híbrido AEC I144).

As variáveis com potencial preditivo (Quadro 1) foram compostas pelos dados de precipitação coletados por dois pluviógrafos instalados próximos às minas, sendo oito índices de precipitação: volume (mm), intensidade média e máxima (mm h<sup>-1</sup>), duração média, mínima, máxima e acumulada (min) e número de eventos de chuva. Além disso, a denominação do local e suas características como inclinação e variáveis de solo na profundidade de 0-20 cm (areia grossa, areia fina, silte, argila, densidade do solo, densidade de partícula, macroporosidade, microporosidade, porosidade total, resistência mecânica do solo a penetração, pH e matéria orgânica) e cobertura vegetal (porcentagem de cobertura de copas, área das copas, área basal, diâmetro a 1,3 m do solo, massa de serapilheira e capacidade de retenção hídrica da serapilheira) foram usadas como preditoras, sendo essas coletadas anualmente no mês de maio dos respectivos anos e locais. As variáveis local, mês e ano de coleta foram inseridas nos modelos como variáveis fatoriais, totalizando 30 variáveis. As estatísticas descritivas dessas variáveis estão disponíveis no material suplementar (Tabela S1).

Quadro 1 – Métodos de obtenção do escoamento superficial e das variáveis com potencial preditivo

Variável	Método de obtenção
<b>Escoamento superficial</b>	Sete parcelas coletoras em campo (10 m x 6 m mais um afunilamento triangular de 1 m de altura) com coletas semanais
<b>Precipitação</b>	
Volume (mm), Intensidade média e máxima (mm h <sup>-1</sup> ), Duração média, mínima, máxima e acumulada (min) Número de eventos de chuva	Pluviógrafos modelo RainLog 2.0 da RainWise® Inc instalados em área aberta próximos às minas
<b>Inclinação</b>	Uso do clinômetro digital Opti-Logic Insight 1000 LH Laser Rangefinder
<b>Variáveis de solo (0-20 cm)</b>	

Areia grossa, areia fina, silte, argila, densidade do solo, densidade de partícula, macroporosidade, microporosidade, porosidade total, pH e matéria orgânica	Uso da metodologia indicada pela EMBRAPA (TEIXEIRA et al., 2017)
Resistência mecânica do solo a penetração	Uso do penetrógrafo automatizado Falker® Modelo PLG5300 SoloTrack
<b>Cobertura vegetal</b>	
Porcentagem de cobertura de copas, área das copas, área basal, diâmetro a 1,3 m do solo	Medição com fita métrica a largura das linhas, copas, e fuste e cálculo usando a metodologia de (WINK et al., 2012).
Massa de serapilheira	Considerou-se a massa seca com coleta feita com um gabarito quadrangular de 0,25 m <sup>2</sup>
Capacidade de retenção hídrica da serapilheira	Uso da massa saturada e massa seca de acordo com o método de (BLOW, 1995)
<b>Variáveis fatoriais</b>	
Local	Áreas foram nomeadas como 1 e 2
Ano	Contabilizados de 1 a 6
Mês	Divididos em trimestre

## 2.2. Processo de modelagem

Após a obtenção dos dados, a seleção das variáveis preditoras foi efetuada, seguida pela construção dos modelos. Os modelos de regressão foram separados em explicativos e preditivos, sendo que para os preditivos os dados foram separados em treino e validação, considerando um modelo geral, por área e anual, sendo testadas as separações dos dados em treino e validações conforme representadas na Figura 2B. Os modelos de aprendizado de máquina também foram treinados e validados, considerando as separações dos dados em treino e validação conforme Figura 2B, permitindo a seleção daquele com maior potencial de predição do escoamento superficial (Figura 2A e 2B).

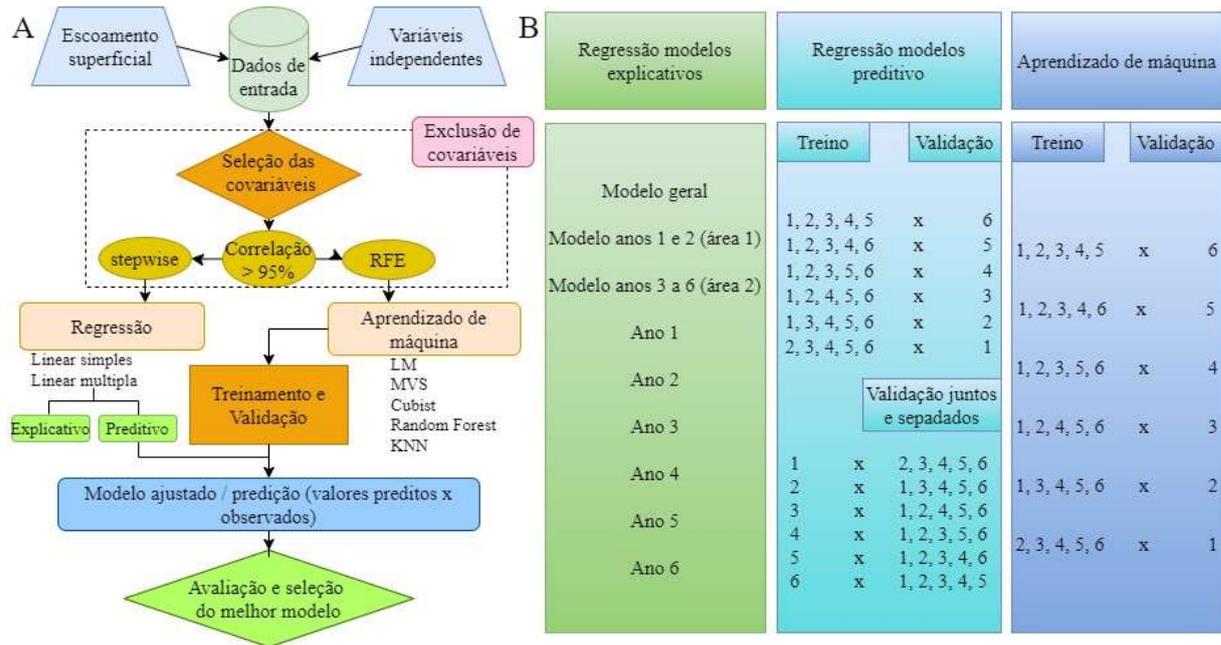


Figura 2 – Fluxograma das etapas metodológicas para modelagem do escoamento superficial de áreas mineradas (A) e separação dos dados para a construção dos modelos explicativos e preditivos, com a respectivo conjunto de treino e validação para os modelos preditivos (B).

### 2.3. Seleção de variáveis

A seleção inicial das variáveis, aplicada antes de todos os modelos (modelos de regressão explicativos e preditivos e de aprendizado de máquina), foi através da matriz de correlação entre todas as possíveis variáveis predictoras com aplicação da função *findcorrelation* usando o pacote *caret* (KUHNS et al., 2021) para selecionar dentre todos os possíveis pares de covariáveis predictoras aquelas com correlação de Pearson acima de 95%. As variáveis predictoras com valor superior a esse limiar foram excluídas por serem altamente correlacionadas e, portanto, com informação redundante.

#### 2.3.1. Seleção de variáveis para regressão linear

O método de regressão *stepwise* foi usado para selecionar as variáveis explicativas e os preditores que tinham os maiores coeficientes de correlação como preditores finais, selecionando assim as principais variáveis explicativas e predictoras para o modelo geral, por área e por ano. A abordagem de eliminação bidirecional foi adotada neste estudo, eliminando-se ao final todas que são consideradas pouco explicativas. O melhor modelo de predição foi considerado aquele com o maior coeficiente de determinação ( $R^2$ ), além da pré-seleção pelo menor valor do Critério de Informação de Akaike (AIC) durante o método *stepwise*.

### 2.3.2. Seleção de variáveis para os modelos de aprendizado de máquina

O procedimento *Recursive Feature Elimination* (RFE) baseado no método de seleção de covariáveis do tipo *backward* foi usado para identificar a importância de cada preditor sobre a variável resposta antes de treinar cada um dos cinco modelos de aprendizado de máquina. As covariáveis mais explicativas foram selecionadas considerando os critérios de importância das funções de cada modelo usado.

## 2.4. Abordagem de Modelagem

Equações de regressão linear simples e múltipla a partir do método *stepwise* foram construídas e testadas para a explicação e predição do escoamento superficial mensal seguindo a separação do conjunto de dados especificada na Figura 2B.

Cinco algoritmos de aprendizado de máquina foram testados separadamente para a predição do escoamento mensal de minas de bauxita, sendo eles, modelo linear (ML), modelo de indução de regras de regressão Cubist (HOUBORG; MCCABE, 2018), modelos baseados na similaridade k-nearest neighbors (KNN) (SUN; TREVOR, 2017) e máquina de vetores de suporte radial (SVM) (MARJANOVIĆ et al., 2011) e modelo baseado em árvores de decisão Random Forest (RF) (BREIMAN, 2001). Esses cinco modelos cobrem uma variedade de regressores: como algoritmos lineares, não lineares, baseados em regras e baseados em árvore de decisão. Cada algoritmo gerencia o conjunto de treinamento de uma maneira, e uma variável importante para um pode não ser para o outro (BOEHMKE; GREENWELL, 2019; KUHN; JOHNSON, 2013; MURPHY, 2012). Cada modelo treinado de acordo com a separação dos dados especificada na Figura 2B foi usado para predizer os conjuntos de dados de validação, e o resultado da predição de conjunto foi gerado a partir dos dados de cada conjunto de validação.

Os modelos foram aplicados usando o software R (R CORE TEAM, 2020) por meio do pacote “MASS” (VENABLES; RIPLEY; VENABLES, 2002) para a regressão e “caret” (KUHN et al., 2021) para os modelos de aprendizado de máquina.

## 2.5. Avaliação dos modelos

Os resíduos do melhor modelo de regressão linear preditivo para cada conjunto de dados de validação (Figura 2B) foram testados quanto a presença multicolinearidade pelo cálculo dos fator de Inflação da Variância (FIV) (MARQUARDT, 1970), de autocorrelação pelo

teste de Durbin-Watson (DURBIN; WATSON, 1950) e de heterocedasticidade pelo teste de Goldfeld-Quandt (GOLDFELD; QUANDT, 1972).

Os modelos de aprendizado de máquina foram treinados separadamente usando o subconjunto de variáveis selecionadas pela análise RFE, de acordo com a separação dos dados apresentadas na Figura 2B. A precisão dos modelos foi expressa pelo coeficiente de determi-

nação  $R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}$ , a raiz do erro quadrático médio ( $RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}}$ ) e Erro mé-

dio absoluto ( $MEA = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)$ ), onde  $y_i$  representa os valores de escoamento superficial medido no campo,  $\hat{y}_i$  é o valor estimado pelas equações de regressão ou pelo modelo de aprendizado de máquina testado,  $\bar{y}_i$  é o valor médio observado e  $n$  é o número de observações.

O valor de  $R^2$  indica o quanto da variação nas variáveis independentes explica a variação do escoamento superficial. O RMSE representa a métrica de precisão calculada pelo quadrado da diferença entre os dados estimados e observados, enquanto o MAE oferece um valor médio de erros absolutos (GHORBANI et al., 2016; KUHN; JOHNSON, 2013).

A seleção do melhor modelo para estimativa do escoamento superficial foi aquele com maior  $R^2$  e menores MAE e RMSE. Os modelos foram organizados em ordem de classificação, sendo que o melhor ajuste foi escolhido para a realização da análise de resíduos no caso dos modelos de regressão preditivos. Os melhores modelos de aprendizado de máquina para a predição do escoamento superficial foram destacados por cor na tabela final de acordo com as métricas apresentadas.

Além disso, as métricas RMSE e o MAE dos modelos foram comparadas as do modelo nulo. O modelo nulo é um modelo simples em que a predição é feita pela função da média aritmética da variável alvo. O RMSE e o MAE são calculados sobre a predição feita e comparadas às métricas dos demais modelos ajustados, sendo que métricas semelhantes ou piores do que o modelo nulo indicam uma performance pobre e não justifica seu uso (PAES et al., 2022).

### 3. RESULTADOS

#### 3.1. Escoamento superficial

Um total de 938 eventos de chuva foram coletados, totalizando 9.224 mm de precipitação e 19,20 mm de escoamento superficial nos seis anos de monitoramento. A precipitação foi de 1250 mm (ES = 4,3 mm), 1472 mm (ES = 3,5 mm), 1476 mm (ES = 3,3

mm), 1697 mm (ES = 1,37 mm), 1628 mm (ES = 3,5 mm) e 1701 mm (ES = 3,2 mm), nos anos 1, 2, 3, 4, 5 e 6 de reabilitação, respectivamente (Figura 3).

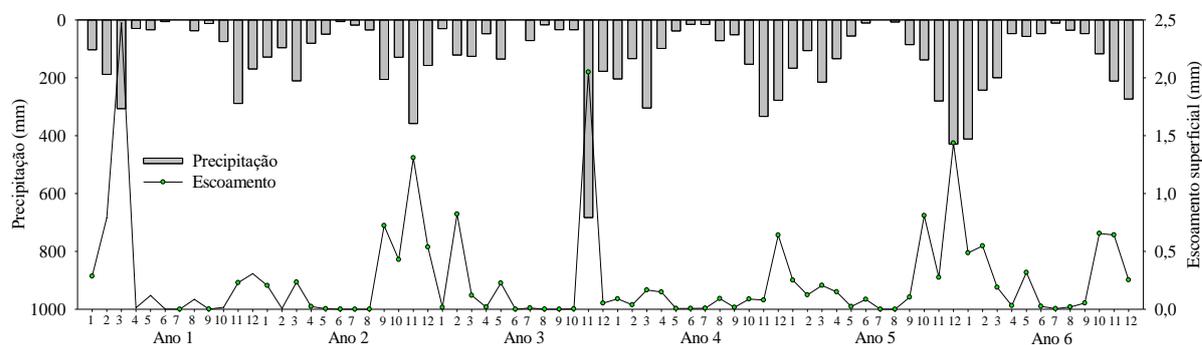


Figura 3 – Precipitação e escoamento superficial nos 6 anos de monitoramento nas minas de bauxita no sudeste do Brasil. Barras representam a precipitação e as linhas representam o escoamento superficial.

O escoamento superficial máximo mensal dos seis anos de monitoramento foi 2,47 mm (fevereiro do ano 1), sendo que a quantidade e intensidade máxima de precipitação mensais foram  $47,24 \text{ mm h}^{-1}$  (novembro do ano 1) e 683 mm (novembro do ano 3), respectivamente. Em contrapartida, no mês de julho do ano 2 e 5 de reabilitação a precipitação foi inferior a 1 mm (os registros do pluviógrafo foram 0,5 mm e 0,76 mm), consequentemente não foram registrados escoamento superficial (Figura 3).

### 3.2. Seleção inicial das variáveis preditoras

O processo de seleção por correlação eliminou quatro variáveis explicativas (*dap*, inclinação, local e área basal), pois estas apresentaram correlação acima de 0,95, permanecendo 26 variáveis para construção dos modelos de regressão explicativos e preditivos e aprendizado de máquina. As métricas do conjunto inicial de variáveis explicativas do escoamento por ano de monitoramento estão apresentadas na Tabela S1. Este conjunto de entrada associado aos dados de precipitação permitiram simular o processo de escoamento superficial para as abordagens de modelagem propostas.

### 3.3. Modelos de regressão linear para definir as variáveis explicativas

Os modelos selecionados por ano, área e o geral a partir da análise de regressão linear *stepwise* e as respectivas métricas de desempenho estão apresentados na Tabela 1. O coeficiente de determinação das equações variou de 0,59 para o modelo geral até 0,97 no ano 3, ponderando pelo número de variáveis e considerando o coeficiente de determinação ajustado foi de 0,57 a 0,95 para as mesmas equações. O modelo do ano 3 com as variáveis precipitação, intensidade máxima, duração acumulada e número de eventos apresentou o

melhor ajuste e foi superior para explicar o escoamento superficial. Os modelos ajustados por ano apresentaram melhores índices de desempenho do que o modelo geral (Tabela 1).

O modelo geral com os dados de todos os anos identificou as variáveis precipitação (P), área de cobertura (AC) e duração acumulada (DA) dos eventos de chuva como as de maior influência no escoamento superficial. Os principais fatores de influência no escoamento superficial para a maioria dos períodos de reabilitação foram a precipitação (P) aparecendo em oito dos nove modelos, seguida pela duração acumulada (DA) em quatro modelos, e intensidade máxima (IMA), mês (M) e número de eventos de chuva (NE) que apareceram em três modelos (Tabela 1, Figura 4).

A importância relativa das variáveis P, AC e DA do modelo geral e dos demais modelos estão representados na Figura 4. A precipitação contribuiu em um máximo de 87,77% no modelo explicativo da área 1, já a DA contribuiu em 14,06% na mesma equação (Figura 4).

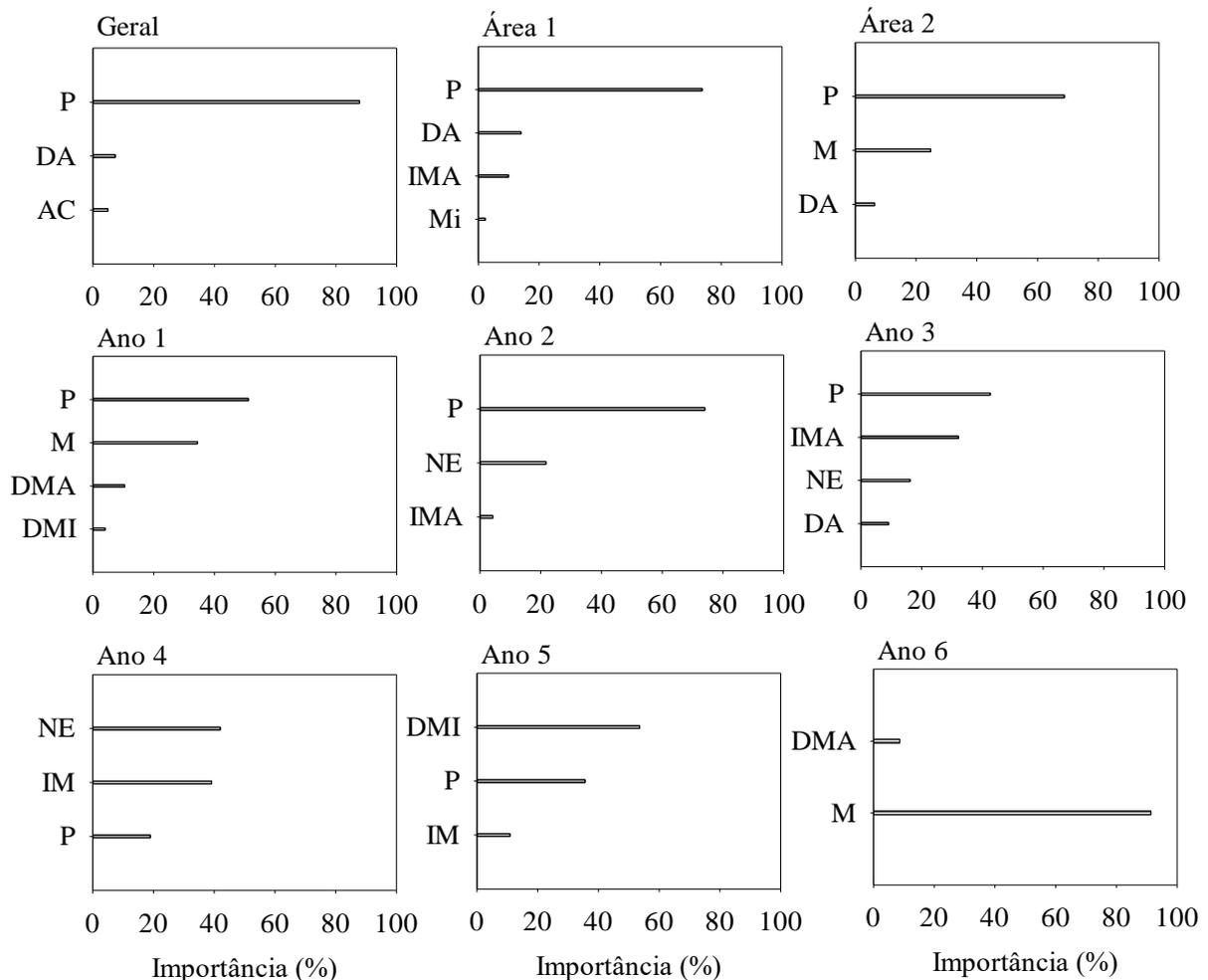


Figura 4 – Importância relativa das variáveis selecionadas para cada modelo de regressão linear. Onde: P = precipitação, AC = área de cobertura da copa, DA = duração acumulada de precipitação, IMA = intensidade máxima, Mi = microporosidade, M = mês, DMA = duração máxima de precipitação, DMI = duração mínima de precipitação, NE = número de eventos, IM = intensidade de precipitação

### 3.4. Modelos de regressão linear para predição do escoamento superficial

O ajuste de todos os possíveis modelos de regressão linear usando *stepwise* para predição do escoamento permitiu selecionar aqueles com os melhores índices de desempenho para cada ano de reabilitação e para a maior parte dos dados, conforme Tabela 2. A análise *stepwise* usou o teste de critério de informação de Akaike (AIC) para encontrar a distribuição marginal de melhor ajuste. Os FIVs dos melhores modelos foram abaixo dos limites críticos, portanto, a multicolinearidade não deve influenciar os estimadores de declive da regressão. Além disso, de acordo com o teste de Durbin-Watson e Goldfeld-Quandt, os resíduos dos modelos selecionados não apresentaram autocorrelação nem heteroscedasticidade, respectivamente.

Os coeficientes de determinação das equações variaram de 0,24 a 0,88. A Figura 5 mostra o escoamento predito e os gráficos de dispersão dos dados mensais de escoamento de cada ano de reabilitação após mineração de bauxita. A equação ajustada para o ano 2:  $ES = -0,0417 + 0,00477 P - 0,00765 IMA - 0,00825 NE$  apresentou o melhor desempenho para o maior conjunto de dados de treino (todos os demais anos) com coeficiente de determinação de 0,48 (Tabela 2; Figura 6).

A equação ajustada com os dados do ano 6 foi a que apresentou melhor desempenho para os dados de validação dos anos 1 ( $R^2 = 0,62$ ), 2 ( $R^2 = 0,61$ ), 4 ( $R^2 = 0,84$ ) e 5 ( $R^2 = 0,58$ ) de reabilitação, após a mineração de bauxita (Tabela 2). A melhor equação validada com os dados do ano 3 foi aquela ajustada com os demais anos (1, 2, 4, 5 e 6), assim como para o ano 6 de reabilitação, a equação ajustada com os dados dos demais anos (1, 2, 3, 4 e 5) apresentou os melhores índices de desempenho (Tabela 2; Figura 5).

A equação de regressão ajustada com os dados do ano 6, considerado o melhor preditor para a maioria dos anos, especificou o mês como a variável bastante explicativa (isto é, importância relativa de 91,36%), para os demais modelos a variável mais explicativa foi a precipitação. Na equação do ano 2, a precipitação representou 74,06%, seguido pela melhor equação preditiva do ano 3, com a precipitação representando 42,58% de importância, respectivamente.

Na Figura 5 observou-se que os valores preditos podem variar com o conjunto de teste de cada ano e são consistentes com os valores observados, mas uma subestimativa foi registrada nos valores observados quando ocorre picos de escoamento para a equação preditora do ano 1 e superestimativas foram registradas nos valores observados no pico de escoamento da equação preditora do ano 4. O gráfico de dispersão mostra que os valores

observados e preditos estão próximos e foram os de maior consistência e atenderam os pressupostos do exigidos nas análise dos resíduos.

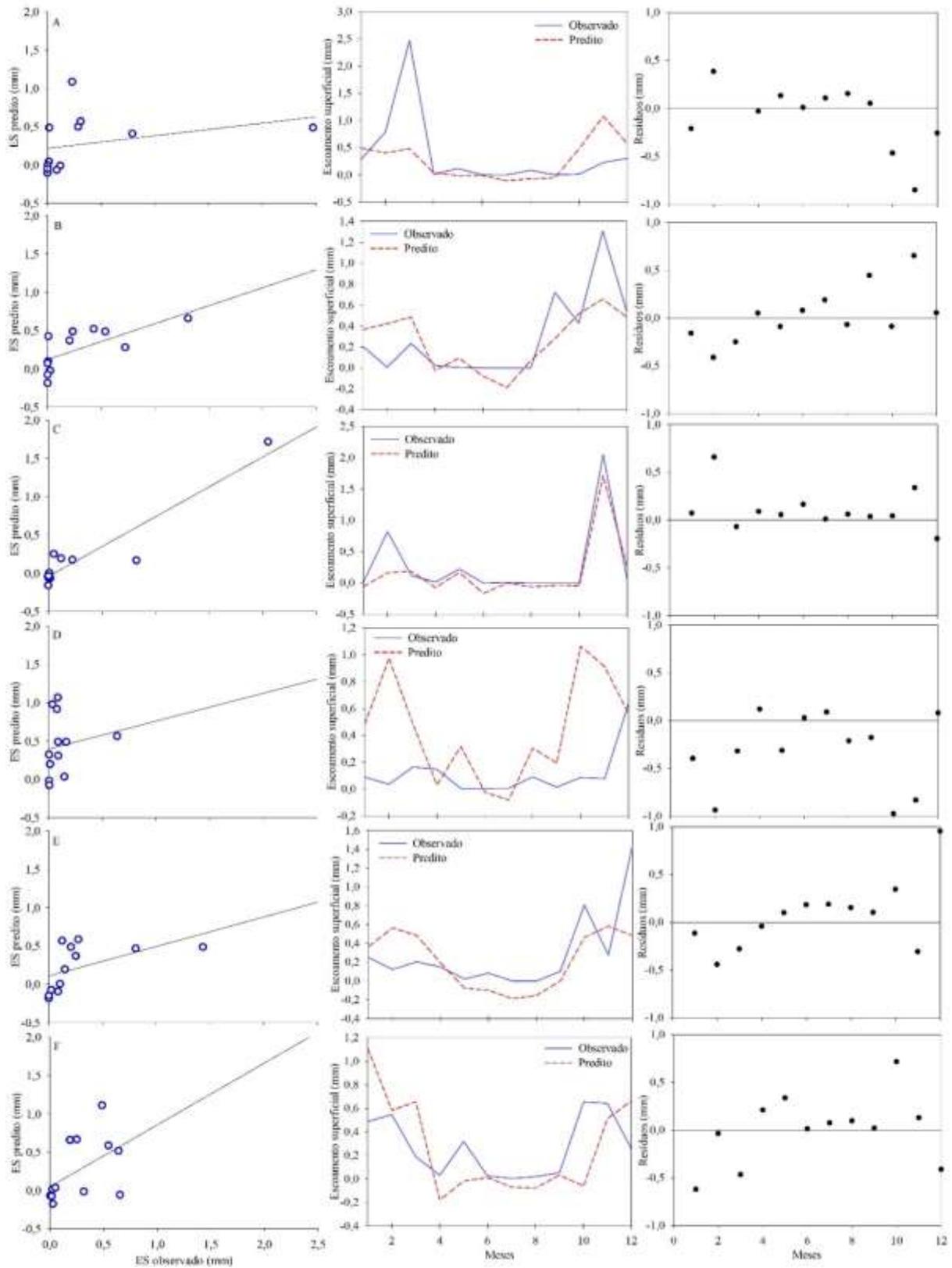


Figura 5 – Escoramento superficial observado e predito pelo melhor modelo de regressão dos anos 1 (A), 2 (B), 3 (C), 4 (D), 5 (E) e 6 (F) de reabilitação com os respectivos resíduos.

Tabela 1 – Equações de regressão definidas pelo *stepwise* com as variáveis que melhor explicam o escoamento superficial considerando todos os dados (Geral), por área e ano de monitoramento das minas de bauxita. Onde: P = precipitação, AC = área de cobertura da copa, DA = duração acumulada de precipitação, IMA = intensidade máxima, Mi = microporosidade, M = mês, DMA = duração máxima de precipitação, DMI = duração mínima de precipitação, NE = número de eventos, IM = intensidade de precipitação

Modelos explicativos		$\beta_0$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$\beta_4$	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> aj	QME	SER
Geral	$ES = \beta_0 + \beta_1 P + \beta_2 AC + \beta_3 DA + e$	0,111	0,0031***	-0,00401*	-0,0000472*		0,59	0,57	0,09	0,30
Área 1	$ES = \beta_0 + \beta_1 P + \beta_2 DA + \beta_3 IMA + \beta_4 Mi + e$	3,835	0,0082***	-0,00016***	-0,0178**	-11,564*	0,82	0,79	0,07	0,26
Área 2	$ES = \beta_0 + \beta_1 P + \beta_2 DA + \beta_3 M + e$	-0,046	0,0026***	-0,000072**	M2 = 0,13448 M3 = 0,09516 M4 = 0,2561*		0,70	0,66	0,05	0,23
Ano 1	$ES = \beta_0 + \beta_1 M + \beta_2 P + \beta_3 DMA + \beta_4 DMI + e$	-0,643	M2 = 0,5186 M3 = 0,5932 M4 = -0,4172	0,01065***	-0,000658**	0,02137	0,96	0,90	0,05	0,22
Ano 2	$ES = \beta_0 + \beta_1 P + \beta_2 IMA + \beta_3 NE + e$	-0,042	0,00477***	-0,00765	-0,00825		0,91	0,87	0,02	0,14
Ano 3	$ES = \beta_0 + \beta_1 P + \beta_2 IMA + \beta_3 DA + \beta_4 NE + e$	-0,028	0,00236***	0,022992**	-0,00013*		0,97	0,95	0,02	0,13
Ano 4	$ES = \beta_0 + \beta_1 P + \beta_2 IM + \beta_3 NE + e$	-0,118	-0,000613	0,074937	0,014797		0,60	0,45	0,02	0,13
Ano 5	$ES = \beta_0 + \beta_1 IM + \beta_2 P + \beta_3 DMI + e$	-0,048	-0,00767	0,00121	0,01688*		0,84	0,77	0,04	0,20
Ano 6	$ES = \beta_0 + \beta_1 M + \beta_2 DMA + e$	0,307	M2 = -0,4048* M3 = -0,4952* M4 = 0,0710	0,000251			0,74	0,59	0,03	0,16

Onde: \* coeficiente significativo a  $\alpha = 0,05$ ; \*\* coeficiente significativo a  $\alpha = 0,01$ ; \*\*\* coeficiente significativo a  $\alpha = 0,001$ ;

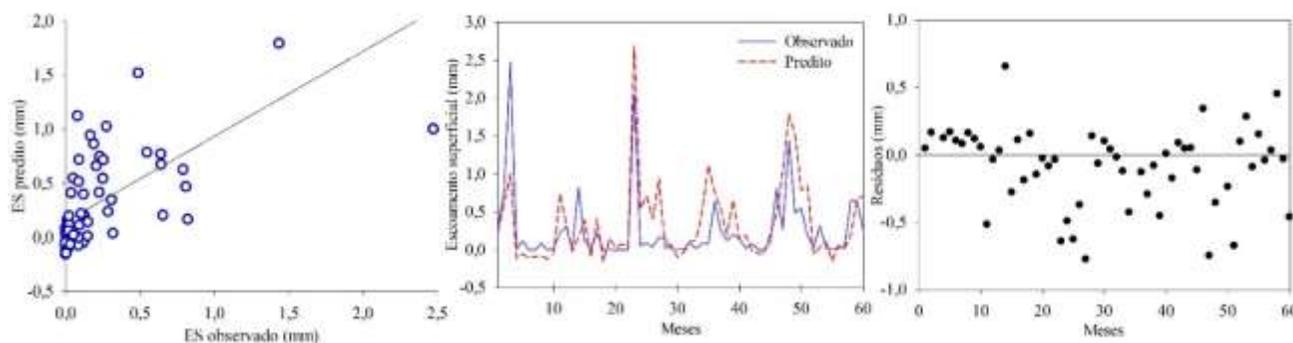


Figura 6 – Escoamento superficial observado e predito pela equação do ano 2 de reabilitação com melhor ajuste para 83,33% dos dados.

Tabela 2 – Melhores equações de predição do escoamento superficial para cada ano de reabilitação selecionadas a partir da validação e análise dos resíduos. Onde: P = precipitação, M = mês, DMA = duração máxima de precipitação, AC = área de cobertura da copa, DA = duração acumulada de precipitação, IMA = intensidade máxima, NE = número de eventos

Período	Melhor modelo de predição	B0	B1	B2	B3	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE
Ano 1	ES = $\beta_0 + \beta_1 M + \beta_2 DMA + e$	0,3070	M2 = -0,4048*	0,00025		0,218	0,623	0,171
Ano2			M3 = -0,4952*					
Ano 3	ES = $\beta_0 + \beta_1 P + \beta_2 AC + \beta_3 DA + e$	0,1133	0,0028683	-0,00467	-0,00004	0,231	0,886	0,149
Ano 4	ES = $\beta_0 + \beta_1 M + \beta_2 DMA + e$	0,3070	M2 = -0,4048*	0,00025		0,245	0,837	0,190
Ano 5			M3 = -0,4952*					
Ano 6	ES = $\beta_0 + \beta_1 P + \beta_2 DA + \beta_3 pH + e$	-1,2490	-0,2490381	0,75096	1,75096	0,351	0,245	0,261
Majoria dos dados	ES = $\beta_0 + \beta_1 P + \beta_2 IMA + \beta_3 NE + e$	-0,0417	0,00477***	-0,00765	-0,00825	0,399	0,484	0,268

Onde: \* coeficiente significativo a  $\alpha = 0,05$ ; \*\* coeficiente significativo a  $\alpha = 0,01$ ; \*\*\* coeficiente significativo a  $\alpha = 0,001$ ;

Tabela 3 – Índices estatísticos (RMSE, R<sup>2</sup> e MAE) da validação para cada modelo de aprendizado de máquina (LM, Cubist, KNN e RF) e modelo nulo para comparação (valores em verde destacam os dois melhores ajustes para cada ano usando o R<sup>2</sup> mais RMSE para comparação, onde o tom mais escuro representa o maior valor R<sup>2</sup> seguido do menor RMSE, e o tom mais claro é o segundo melhor valor desses índices)

Modelo	Teste ano 1			Teste ano 2			Teste ano 3			Teste ano 4			Teste ano 5			Teste ano 6		
	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE															
LM	0,705	0,369	0,460	1,199	0,482	1,165	0,240	0,857	0,159	0,414	0,358	0,331	0,748	0,287	0,588	0,376	0,228	0,283
Cubist	0,593	0,366	0,287	0,229	0,848	0,155	0,295	0,874	0,157	0,471	0,091	0,253	0,250	0,647	0,164	0,331	0,240	0,208
KNN	0,664	0,092	0,319	0,315	0,368	0,236	0,407	0,854	0,210	0,279	0,298	0,191	0,309	0,486	0,188	0,247	0,252	0,182
RF	0,645	0,261	0,270	0,301	0,402	0,212	0,327	0,881	0,190	0,545	0,013	0,332	0,243	0,641	0,168	0,374	0,213	0,238
SVM Radial	0,664	0,122	0,315	0,367	0,301	0,257	0,543	0,321	0,321	0,134	0,526	0,111	0,406	0,055	0,243	0,246	0,515	0,214
Nulo	0,673	-	0,424	0,388	-	0,307	0,579	-	0,386	0,167	-	0,102	0,404	-	0,278	0,245	-	0,218

### 3.5. Modelos preditivos de aprendizado de máquina

A comparação entre as séries mensais observadas e simuladas pelos cinco modelos para os seis anos de reabilitação é mostrada na Figura 7 e a distribuição geral desses dados na Figura 8. Os coeficientes de determinação ( $R^2$ ) variaram de 0,22 a 0,86 para LM, de 0,09 a 0,87 para o modelo Cubist, de 0,09 a 0,85 para o KNN, de 0,013 a 0,88 para o RF e o SVM Radial apresentou valores entre 0,12 e 0,52. Em todos os melhores modelos para os anos 2, 3, 4, 5 e 6, o RMSE foi inferior ao desvio padrão dos dados observados (0,45 mm) (Tabela 3).

Em geral, os modelos demonstraram forte capacidade de prever a série de escoamento mensal para os períodos de treino e validação. Cada modelo apareceu pelo menos em um período como um dos melhores na predição do escoamento superficial mensal, com destaque para o modelo Cubist, com os melhores índices de desempenho de predição para o conjunto de dados de validação em três dos seis anos de reabilitação (Tabela 3).

O modelo Cubist apresentou os melhores índices de predição para os anos 1, 2 e 5, além de ser o segundo melhor para o ano 3 de reabilitação, ou seja, os maiores  $R^2$  e menores RMSE e MAE. Para o ano 3 de reabilitação, além do modelo Cubist, o RF foi o melhor preditor. O maior  $R^2$  e menores RMSE e MAE indicaram que o modelo SVM radial apresentou a melhor precisão para a predição do escoamento superficial dos anos 4 e 6 de reabilitação. Em contrapartida, o modelo KNN forneceu o pior resultado na maioria dos anos (Tabela 3).

Quatro (LM, Cubist, KNN e RF) dos cinco modelos avaliados apresentaram os melhores índices de desempenho de predição na validação do ano 3 ( $R^2 > 0,85$ ), somente o SVM radial não conseguiu prever adequadamente o elevado escoamento superficial do mês de novembro para o terceiro ano de reabilitação. Assim como para os demais anos, o modelo SVM radial, foi o que apresentou as maiores incertezas em meses com elevado escoamento superficial observado.

A distribuição dos dados observados e preditos pelos cinco modelos de aprendizado de máquina demonstrou que Cubist e RF apresentaram distribuição mais próxima aos dados observados na validação. Em contrapartida, o modelo LM apresentou maior dispersão dos dados tanto em termos de superestimativas quanto subestimativas. O modelo SVM radial apresentou a menor distribuição dos dados, pois esses permaneceram mais próximos entre si do que os demais modelos (Figura 7).

Os primeiros quatro meses de reabilitação do ano 1 foram os que apresentaram as maiores incertezas de predição para todos os modelos, chegando a uma diferença 2,18 mm entre o predito e observado na predição do SVM radial. Outra diferença marcante na Figura 8

foi a distribuição dos valores preditos pelo modelo LM para o ano 2, em que todos os valores foram superestimados. Entretanto, esse modelo apresentou uma boa predição para os anos 3 e 4 de reabilitação.

Os menores valores de MAE de predição individual de maneira geral foram registrados para os meses de junho, julho, agosto e setembro, com os menores registros de escoamento superficial. No entanto, os valores médios absolutos de erro aumentam quando os valores de precipitação e/ou escoamentos foram elevados e atingiram o erro máximo em março ou novembro para a maioria dos modelos e anos. Na Figura 8 ficou evidente que os pontos dos valores observados e preditos para os modelos Cubist e RF são mais próximos que os demais modelos, enquanto esses pontos para o LM são mais dispersos e distantes (Figura 8).

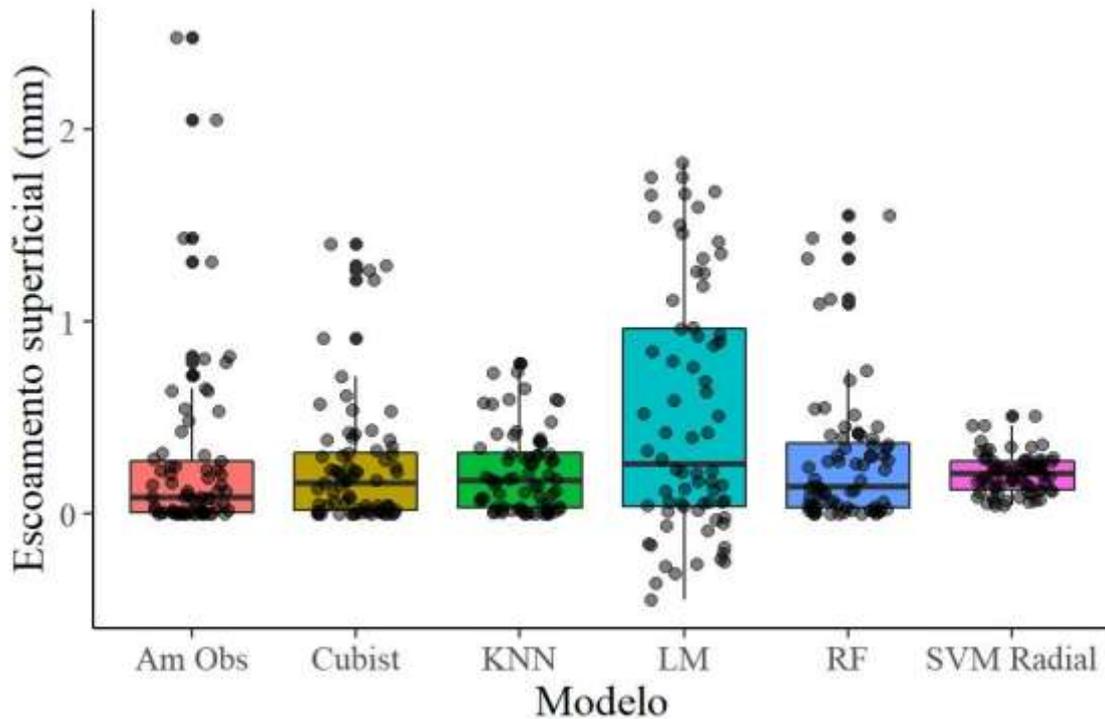


Figura 7 – Boxplot dos volumes de escoamento superficial mensal observados e simulados pelos modelos de aprendizado de máquina nos seis anos de reabilitação após mineração de bauxita.

O modelo nulo dos dados de cada ano de reabilitação foi usado para comparar e verificar a eficiência dos diferentes modelos. O modelo nulo foi mais eficiente que o modelo LM nos anos 1, 2, 4, 5 e 6 e RF no ano 6 e 4. Entretanto, na maioria dos demais algoritmos e anos as métricas RMSE e MAE foram maiores no modelo nulo, justificando o uso do algoritmo devido a melhor performance quando comparado ao modelo nulo.

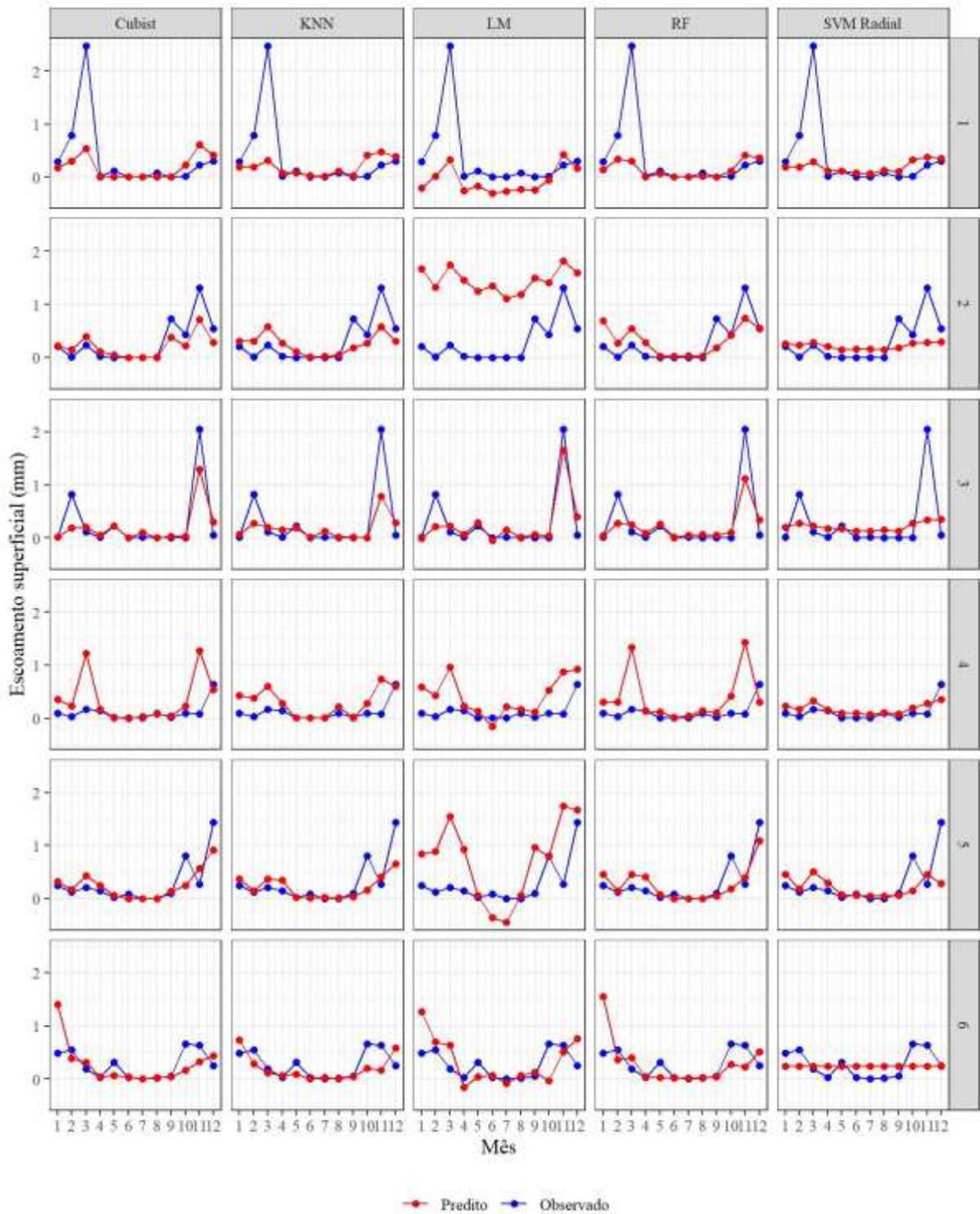


Figura 8 – Escoamento superficial observado e predito para cada ano com os modelos LM, Cubist, KNN, RF e SVM radial usando o método de seleção de covariável RFE.

## 4. DISCUSSÃO

Neste estudo, os modelos de regressão linear simples e múltipla, e de aprendizado de máquina: modelo linear (ML), máquina de vetores de suporte radial (SVM Radial), Cubist, Random Forest (RF) e k-nearest neighbors (KNN) foram testados para estimar o escoamento superficial mensal em área minerada de bauxita. Os dados mensais por ano e considerando vários anos de reabilitação foram testados para entender as variáveis que mais influenciam no escoamento superficial após a mineração e avaliar a eficiência desses modelos em prever esse processo hidrológicos nessas áreas.

### 4.1. Modelos de regressão linear para definir as variáveis explicativas

A quantidade de precipitação variando de 1250 a 1701 mm anuais durante o monitoramento estiveram dentro do esperado pela normal climatológica (1981-2010) de 1560 mm na região (INMET, 2018). Em contrapartida, os valores de escoamento superficial anual, entre 1,37 e 4,3 mm, estiveram no limite inferior do registrado em áreas de mineração superficial na última década com valores entre 2,75 até 488 mm para precipitações variando entre 386 mm de precipitação, no semiárido na China (GUO et al., 2019b; LUAN et al., 2020) até 2189 mm de chuva, na Amazônia brasileira (RUBIO et al., 2013).

Os valores de escoamento superficial no limite inferior dos registros da literatura, podem ser considerados baixos, sendo a estrutura granular do latossolos argilosos uma explicação para isso, pois apresentam elevada drenagem e comportamento semelhante aos solos arenosos (SOUSA; LOBATO, 2022). Além disso, as técnicas de reabilitação implantadas nas minas com rápida cobertura do solo por vegetação e a presença de rugosidade na superfície do solo são fatores que explicam os baixos valores de escoamento superficial (SPLETOZER et al., 2021a).

Os coeficientes de determinação das equações explicativa do escoamento superficial entre 0,59 e 0,97 indicaram capacidade satisfatória dessas em explicar o escoamento superficial. Conforme recomendado na literatura, um modelo com desempenho satisfatório em escala de campo e mensal deve apresentar  $R^2$  maior que 0,60 e desempenho excelente maior que 0,80, indicando que cinco dos nove modelos foram excelentes em descrever o escoamento superficial (MORIASI et al., 2015). Essas medidas de desempenho estiveram dentro da faixa encontrada em áreas de mineração de carvão, também usando regressão *stepwise* para descrição do escoamento superficial, com desempenho entre 0,57 e 0,85 (WU et al., 2020). Assim como estiveram dentro da faixa registrada para modelos que simula o processo chuva-escoamento 0,81 e 0,85 em minas superficiais (LIANG et al., 2019a).

A precipitação, duração acumulada da precipitação, intensidade máxima da precipitação, mês e o número de eventos como as variáveis mais explicativas para a maioria das equações de regressão, principalmente para o modelo com maior  $R^2$  (ano 3) confirmam que essas variáveis afetam diretamente o escoamento superficial em áreas mineradas (LI et al., 2017; WU; LENON; DONG, 2020). A relação direta entre o volume do escoamento e o volume de precipitação em áreas de mineração superficial foi registrada com ajuste de até 0,99 (LIU et al., 2020). Usando o método de regressão *stepwise*, a ação da precipitação foi mais explicativa que a atividade de mineração de carvão, medidas de conservação de água e temperatura na geração do escoamento superficial (WU et al., 2020). Assim como a intensidade de precipitação foi considerada como o fator importante na geração do escoamento superficial em minas superficiais (LABONTÉ-RAYMOND et al., 2020), pois o seu aumento pode gerar o selamento da superfície do solo prejudicando a infiltração de água no solo (WANG; WANG, 2020). Além disso, um elevado volume precipitação tende saturar rapidamente o solo, reduzindo a infiltração e gerando elevados volumes de escoamento superficial (NIGAM et al., 2017).

#### **4.2. Modelos de regressão linear para predição do escoamento superficial**

Modelos de regressão ajustados por ano foram melhores que o modelo geral. O geral apresentou a precipitação, cobertura de vegetação e duração acumulada como as variáveis mais explicativas. Além importância da precipitação no escoamento superficial (LIU et al., 2020), a vegetação foi um fator que também explicou esse processo no modelo geral. O menor desempenho do modelo geral na predição do escoamento superficial pode ser devido a vegetação apresentar efeito exponencial na redução do escoamento superficial, pois aumenta o tempo para início do escoamento e as taxas de infiltração (MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009). A resposta ao escoamento superficial de minas recuperadas com menos de 30% de cobertura vegetal é muito diferente daquelas com cobertura acima de 50%, por isso esse limite de cobertura pode ser considerado um critério útil na avaliação e gerenciamento de práticas de restauração em ambientes recuperados (MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009).

As equações de predição dos anos de reabilitação apresentaram coeficientes de determinação entre 0,24 e 0,88. Mostrando que os modelos do ano 1 e 2 de reabilitação apresentaram desempenho satisfatório por ser em escala de campo e mensal ( $> 0,60$ ) e o desempenho dos anos 3 e 4 de reabilitação foram excelente ( $> 0,80$ ) para predizer o escoamento superficial (MORIASI et al., 2015). Esses valores de desempenho estiveram

dentro da faixa encontrada em áreas de mineração superficial entre 0,57 e 0,85 usando regressão *stepwise* (WU et al., 2020) e modelos de chuva-escoamento 0,76 e 0,79 (LIANG et al., 2019a). Os modelos de baixo desempenho foram os com maior cobertura vegetal e o modelo geral, podendo ser explicado pela relação exponencial e não linear da vegetação com o escoamento superficial (MORENO-DE LAS HERAS; MERINO-MARTÍN; NICOLAU, 2009).

### 4.3. Modelos preditivos de aprendizado de máquina

Os grupos de variáveis predictoras foram diferentes para cada modelo de aprendizado de máquina de acordo com a seleção de covariáveis RFE. O uso da quantidade e intensidade de precipitação e número de eventos na predição, aumentou o desempenho da maior parte dos algoritmos testados. A literatura aponta que a principal razão para isso pode ser devido as variáveis das características da precipitação aumentarem o desempenho da captura dinâmica para os modelos, como por exemplo, o RF (TONGAL; BOOIJ, 2018).

Os coeficientes de determinação dos modelos de aprendizados de máquina com pelo menos um valor de 0,52 e o máximo de 0,88 na validação indicaram que quatro apresentaram desempenho satisfatório ( $0,50 < R^2 < 0,70$ ) e cinco apresentaram desempenho excelente ( $> 0,80$ ) para prever o escoamento superficial (MORIASI et al., 2015). Sendo que todos os modelos do ano 3 apresentaram desempenho excelente, com  $R^2$  maiores que 0,85, indicando que o ano intermediário da série temporal teve boa predição para quatro dos cinco modelos.

Modelo Cusbist foi o mais satisfatório para vários anos para prever o escoamento superficial, indicando sua melhor interpretabilidade desse processo hidrológico. A predição da escala mensal é mais difícil que anual, pois é limitada pelo número de covariáveis e os meses apresentarem tendência crescente do escoamento ocorrendo do inverno ao verão (BALLABIO et al., 2017). A literatura indica a validação desses modelos entre 0,40 e 0,64 (BALLABIO et al., 2017), mostrando o excelente desempenho desses para predição do escoamento superficial em áreas de mineração.

O bom desempenho também do RF em prever dados hidrológicos em relação aos demais, como o SVM, já foi registrado em outros trabalhos (REIS et al., 2021; TONGAL; BOOIJ, 2018) como no estudo de vazão nos EUA, onde o RF apresentou o melhor desempenho nos períodos de validação (TONGAL; BOOIJ, 2018), por isso é considerado bastante promissor em muitas aplicações (LIAW; WIENER, 2002), como neste estudo em áreas mineradas de bauxita. O bom desempenho do RF pode ser explicado por esse modelo não apresentar um problema de *overfitting* (ajuste muito preciso aos dados de treinamento,

porém com baixa precisão na validação) com os conjuntos de validação (LEASURE; MAGOULICK; LONGING, 2016). O modelo também calcula a importância das variáveis entre as variáveis preditoras, por isso pode ser de fácil interpretação (BAUDRON et al., 2013).

Os meses de baixa precipitação e escoamento superficial permitiram aos modelos identificar um padrão de distanciando entre os maiores escoamentos associadas aos meses chuvosos e os menores escoamentos associados aos meses secos. O menor escoamento em meses mais secos, meses também de menor erro de predição, é devido ao volume de água de escoamento diminuir quando o teor inicial de água do solo foi menor (LIANG et al., 2019b). O modelo KNN, embora tenha capturado as tendências gerais de escoamento também foi registrado em outros trabalhos com tendência de subestimar o escoamento (LIANG et al., 2019b). Semelhante aos nossos achado, a literatura indica que em simulações do escoamento para diferentes teores de umidade do solo os modelos LM e SVM também falharam em capturar os grandes valores escoamento em momentos posteriores de elevado escoamento (LIANG et al., 2019b). Portanto, esses modelos apresentam grandes distribuições de erros, não sendo adequados para prever comportamentos complexos de escoamento (LIANG et al., 2019b), como observado no ano 2 em que o LM superestimou o maior escoamento dentre todos os modelos. A complexidade do escoamento com tendências explicam por que o modelo nulo foi melhor que o LM, de acordo com o RMSE. Em suma, com exceção do Cubist nenhum outro modelo apresentou predição satisfatória para valores extremos.

Os primeiros quatro meses de reabilitação apresentaram as maiores incertezas de predição para todos os modelos, indicando que o monitoramento em campo é mais adequado para analisar o escoamento quando se tem elevadas precipitações e exposição do solo.

Os modelos Cubist e RF foram os que apresentaram o melhor desempenho na predição do escoamento superficial para a maioria dos anos de reabilitação. No entanto, é difícil escolher o melhor modelo individual usado para prever a série de escoamento mensal dos anos de reabilitação após a mineração porque não existe um modelo individual que forneça consistentemente o melhor resultado em todos os meses e anos.

## 5. CONCLUSÃO

A precipitação, duração acumulada da precipitação, intensidade máxima da precipitação, mês e o número de eventos foram as variáveis mais explicativas para a maioria das equações de regressão e aprendizado de máquina.

A abordagem de modelos de regressão linear foi satisfatória na predição do escoamento superficial de área de bauxita minerada. A equação  $ES = -0,0417 + 0,00477 P - 0,00765 IMA - 0,00825 NE$  foi a melhor e recomendada no maior número de anos de reabilitação, sendo mais indicado usar o modelo anual de cada ano de reabilitação.

A comparação entre os diferentes algoritmos de aprendizado de máquina indicou que o Cubist e RF apresentaram as melhores acurácias para a maioria anos de reabilitação testados. Porém, não houve um melhor modelo que apresentasse consistentemente o melhor resultado em todos os anos de reabilitação, sendo recomendado usar o modelo anual para cada ano de reabilitação. As maiores incertezas em meses de maior precipitação e escoamento, sendo importante manter as vistorias em campo nesse período.

As equações e algoritmos apresentados foram ferramentas úteis para a predição de séries de escoamento e, portanto, promissor para a predição de escoamento mensal em áreas mineradas de bauxita. A abordagem apresentada torna-se um ponto inicial na busca otimizar o planejamento hidrológico das minas superficiais de bauxita podendo ser indicada para locais com as mesmas características de solo, topografia e vegetação.

## CONCLUSÃO GERAL

Nesta tese, os estudos sobre escoamento superficial em terras de minas de superfície na última década foram revisados, assim como a análise do escoamento superficial antes da mineração e durante seis anos de reabilitação com plantio de Eucalipto, após a mineração de bauxita foi apresentada e modelos de regressão e cinco algoritmos de aprendizado de máquina foram usados para simular e prever o escoamento mensal de seis anos de reabilitação em minas de bauxita. Os principais achados foram:

- A China, Estados Unidos e Espanha lideram os trabalhos sobre escoamento superficial em áreas de mineração superficial, sendo que a maior parte do planeta não registrou por meio de artigos científicos os impactos hidrológicos dessa atividade em escala local.

- Na última década, o escoamento superficial em minas superficiais variou anualmente entre 2,25 mm até 488 mm, com tendência de redução após mineração. Esses valores foram mensurados em campo, laboratório e estimativas, sendo monitorados em campo geralmente em parcelas circulares de 0,24 m<sup>2</sup> até retangulares de 270 m<sup>2</sup>, assim como parcelas com limites naturais. O escoamento é estimado principalmente por modelos CN e as tendências analisadas pelo teste de Mann-Kendall de séries temporais.

- A cobertura vegetal, aplicação de técnicas de bioengenharia (cercas de bambu e ecobags), a presença de fissuras na superfície e a criação de vales são os fatores que tendem a reduzir o escoamento superficial. Em contraste, a quantidade e intensidade da chuva, compactação do solo, presença de cascalho e a inclinação tende a aumentar o escoamento superficial em áreas de mineração superficial.

- O escoamento percentual médio monitorado em campo nas minas de bauxita foi inferior a 1% em todos os períodos de reabilitação e chegou a ser 14,09 vezes menor que antes da mineração (1,3%). As características do solo, serapilheira e vegetação foram os fatores mais explicativos na análise de componentes principais.

- A precipitação, duração acumulada da precipitação, intensidade máxima da precipitação, mês e o número de eventos foram as variáveis mais explicativas para a maioria das equações de regressão e aprendizado de máquina.

- A abordagem de modelos de regressão linear foi satisfatória na previsão do escoamento superficial de área de bauxita minerada. A equação  $ES = -0,0417 + 0,00477 P - 0,00765 IMA - 0,00825 NE$  foi a melhor e recomendada no maior número de anos de reabilitação, sendo mais recomendado usar o modelo anual para cada ano de reabilitação.

- Os algoritmos de aprendizado de máquina Cubist e RF apresentaram as melhores acurácias para a maioria anos de reabilitação testados. Porém, não houve um melhor modelo que apresentasse consistentemente o melhor resultado em todos os anos de reabilitação, sendo recomendado usar o modelo anual para cada ano de reabilitação.

Esses achados fornecem informações para o controle do escoamento superficial no futuro e desenvolvimento ambiental das minas superficiais de bauxita. Apesar da recuperação completa da área minerada demandar um longo processo, nossas descobertas indicam que a sucessão da vegetação e os cuidados com a adequação das características do solo são eficazes para potencializar a recuperação do ecossistema após a desestruturação do solo em minas de bauxita a céu aberto. Assim como equações e algoritmos apresentados são ferramentas úteis para a predição do escoamento mensal em áreas mineradas tornando-se um ponto inicial na busca otimizar o planejamento hidrológico das minas superficiais de bauxita.

## RECOMENDAÇÕES TÉCNICAS

Os locais minerados devem apresentar vegetação bem estabelecida com limiar superior a 50% desde o início da reabilitação, solos não compactados e bem estruturados e com boa infiltração para mitigar os impactos da mineração superficial nas águas superficiais.

As características do solo, principalmente, a resistência mecânica do solo a penetração, densidade do solo e porosidade total do solo, a capacidade de retenção hídrica da serapilheira e cobertura de vegetação devem ser vistos com cautela durante o processo de reabilitação das minas superficiais de bauxita buscando minimizar os efeitos negativos dessa atividade sobre o escoamento superficial.

A equação  $ES = -0,0417 + 0,00477 P - 0,00765 IMA - 0,00825 NE$  foi recomendada no maior número de anos de reabilitação, sendo indicado usar o modelo anual para o respectivo ano de reabilitação.

Os algoritmos de aprendizado de máquina Cubist e RF apresentaram as melhores acurácias para a maioria anos de reabilitação testados e podem ser usados na predição do escoamento superficial em minas de bauxita.

## REFERÊNCIA

ABAL. **Anuário Estatístico Alumínio 2018**. [s.l.] Associação Brasileira do Alumínio – ABAL, 2018.

ABZALOV, M. Bauxite Deposits. Em: ABZALOV, M. (Ed.). . **Applied Mining Geology**. Modern Approaches in Solid Earth Sciences. Cham: Springer International Publishing, 2016. v. 12p. 411–425.

AHIRWAL, J.; MAITI, S. K. Assessment of soil properties of different land uses generated due to surface coal mining activities in tropical Sal (*Shorea robusta*) forest, India. **CATENA**, v. 140, p. 155–163, 2016.

ALVARES, C. A. et al. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711–728, 2013.

ANDERSON, A. E. et al. Dye staining and excavation of a lateral preferential flow network. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 13, n. 6, p. 935–944, 2009.

ARNOLD, J. G. et al. Large area hydrologic modeling and assessment part I: model development. **Journal of the American Water Resources Association**, v. 34, n. 1, p. 73–89, 1998.

ARRUDA, D. M. et al. Vegetation cover of Brazil in the last 21 ka: New insights into the Amazonian refugia and Pleistocenic arc hypotheses. **Global Ecology and Biogeography**, v. 27, n. 1, p. 47–56, 2018.

AWOTWI, A. et al. Analysis of climate and anthropogenic impacts on runoff in the Lower Pra River Basin of Ghana. **Heliyon**, v. 3, n. 12, p. e00477, 2017.

AWOTWI, A. et al. Water balance responses to land-use/land-cover changes in the Pra River Basin of Ghana, 1986–2025. **CATENA**, v. 182, n. 11, p. 104129, 2019.

BALLABIO, C. et al. Mapping monthly rainfall erosivity in Europe. **Science of The Total Environment**, v. 579, p. 1298–1315, 2017.

BANNING, N. C. et al. Recovery of soil organic matter, organic matter turnover and nitrogen cycling in a post-mining forest rehabilitation chronosequence. **Soil Biology and Biochemistry**, v. 40, n. 8, p. 2021–2031, 2008.

BÁRDOSSY, G. **Karst bauxites: bauxite deposits on carbonate rocks**. Amsterdam ; New York : New York: Elsevier Scientific Pub. Co. ; Distribution for the U.S.A. and Canada, Elsevier/North Holland, 1982.

BÁRDOSSY, G.; ALEVA, G. J. J. **Lateritic bauxites**. Amsterdam ; New York : New York, N.Y., U.S.A: Elsevier ; Distribution ... for the U.S.A. and Canada, Elsevier Science Pub. Co, 1990.

BARROS, D. A. DE et al. Soil physical properties of high mountain fields under bauxite mining. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 37, n. 5, p. 419–426, 2013.

BAUDRON, P. et al. Identifying the origin of groundwater samples in a multi-layer aquifer system with Random Forest classification. **Journal of Hydrology**, v. 499, p. 303–315, 2013.

BIEMELT, D.; SCHAPP, A.; GRÜNEWALD, U. Hydrological observation and modelling relationship for the determination of water budget in Lusatian post-mining landscape. **Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C**, v. 36, n. 1–4, p. 3–18, 2011.

BLOW, F. E. Quantity and Hydrologic Characteristics of Litter under Upland Oak Forests in Eastern Tennessee. **Journal of Forestry**, v. 53, n. 3, p. 190–195, 1995.

BOEHMKE, B.; GREENWELL, B. M. **Hands-on machine learning with R**. Boca Raton: CRC Press, 2019.

BOOTH, C. J. Strata-Movement Concepts and the Hydrogeological Impact of Underground Coal Mining. **Ground Water**, v. 24, n. 4, p. 507–515, 1986.

BORGES, S. R. **Qualidade do solo em áreas em recuperação com forrageiras e cafeeiro pós-mineração de bauxita**. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas)—Viçosa: Universidade Federal de Viçosa, 2013.

BRASIL. Constituição (1988). Constituição da República Federativa do Brasil. . 1988, p. 292.

BRASIL. Decreto N° 97.632 de 10 de Abril de 1989. Dispõe sobre a regulamentação do Artigo 2°, inciso VIII, da Lei n° 6.938, de 31 de agosto de 1981, e dá outras providências. . 1989.

BRASIL. Decreto N° 9.406, de 12 de Junho de 2018. Regulamenta o Decreto-Lei n° 227, de 28 de fevereiro de 1967, a Lei n° 6.567, de 24 de setembro de 1978, a Lei n° 7.805, de 18 de julho de 1989, e a Lei n° 13.575, de 26 de dezembro de 2017. . 2018, Sec. 112, p. 1.

BREIMAN, L. Random Forests. **Machine Learning**, v. 45, n. 1, p. 5–32, 2001.

CHAER, G. M. et al. Nitrogen-fixing legume tree species for the reclamation of severely degraded lands in Brazil. **Tree Physiology**, v. 31, n. 2, p. 139–149, 2011.

CLARK, E. V.; ZIPPER, C. E. Vegetation influences near-surface hydrological characteristics on a surface coal mine in eastern USA. **CATENA**, v. 139, p. 241–249, 2016.

DAEMEN, J. J. K. Coal Industry, History of. Em: **Encyclopedia of Energy**. [s.l.] Elsevier, 2004. p. 457–473.

DAVATGAR, N.; NEISHABOURI, M. R.; SEPASKHAH, A. R. Delineation of site specific nutrient management zones for a paddy cultivated area based on soil fertility using fuzzy clustering. **Geoderma**, v. 173–174, p. 111–118, 2012.

DENG, L. et al. Effects of erosion degree, rainfall intensity and slope gradient on runoff and sediment yield for the bare soils from the weathered granite slopes of SE China. **Geomorphology**, v. 352, p. 106997, 2020.

DURBIN, J.; WATSON, G. S. Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression: I. **Biometrika**, v. 37, n. 3/4, p. 409, 1950.

ESPIGARES, T. et al. Intensity of ecohydrological interactions in reclaimed Mediterranean slopes: effects of run-off redistribution on plant performance. **Ecohydrology**, v. 6, n. 5, p. 836–844, 2013.

ESPIGARES, T.; MORENO-DE LAS HERAS, M.; NICOLAU, J. M. Performance of Vegetation in Reclaimed Slopes Affected by Soil Erosion. **Restoration Ecology**, v. 19, n. 1, p. 35–44, 2011.

ESPINDOLA, H. S.; NODARI, E. S.; SANTOS, M. A. DOS. Rio Doce: riscos e incertezas a partir do desastre de Mariana (MG). **Revista Brasileira de História**, v. 39, n. 81, p. 141–162, 2019.

EVANS, A. M. **Ore geology and industrial minerals: an introduction**. 3. ed., reprinted ed. Oxford: Blackwell Science, 2001.

FENG, Y. et al. Effects of surface coal mining and land reclamation on soil properties: A review. **Earth-Science Reviews**, v. 191, p. 12–25, 2019.

GABARRÓN, M. et al. Mining environments. Em: **Advances in Chemical Pollution, Environmental Management and Protection**. [s.l.] Elsevier, 2019. v. 4p. 157–205.

GABRIELS, K.; WILLEMS, P.; VAN ORSHOVEN, J. Performance evaluation of spatially distributed, CN-based rainfall-runoff model configurations for implementation in spatial land use optimization analyses. **Journal of Hydrology**, v. 602, p. 126872, 2021.

GHORBANI, M. A. et al. Modeling river discharge time series using support vector machine and artificial neural networks. **Environmental Earth Sciences**, v. 75, n. 8, p. 685, 2016.

GOLDFELD, S. M.; QUANDT, R. E. **Nonlinear methods in econometrics**. Amsterdam: North-Holland Pub. Co, 1972. v. 77

GOMEZ-GONZALEZ, M. A. et al. Colloidal mobilization of arsenic from mining-affected soils by surface runoff. **Chemosphere**, v. 144, p. 1123–1131, 2016.

GORMAN, M. R.; DZOMBAK, D. A. A review of sustainable mining and resource management: Transitioning from the life cycle of the mine to the life cycle of the mineral. **Resources, Conservation and Recycling**, v. 137, p. 281–291, 2018.

GREEN, W. H.; AMPT, G. A. Studies on Soil Physics. **The Journal of Agricultural Science**, v. 4, n. 1, p. 1–24, 1911.

GRIGG, A. H. Hydrological response to bauxite mining and rehabilitation in the jarrah forest in south west Australia. **Journal of Hydrology: Regional Studies**, v. 12, n. 8, p. 150–164, 2017.

GUO, M. et al. Runoff characteristics and soil erosion dynamic processes on four typical engineered landforms of coalfields: An in-situ simulated rainfall experimental study. **Geomorphology**, v. 349, n. 1, p. 106896, 2020.

GUO, Q. et al. Using hydrological simulation to identify contribution of coal mining to runoff change in the Kuye River Basin, China. **Water Resources**, v. 44, n. 4, p. 586–594, 2017.

GUO, Q. et al. Quantifying the Impacts of Climate Change, Coal Mining and Soil and Water Conservation on Streamflow in a Coal Mining Concentrated Watershed on the Loess Plateau, China. **Water**, v. 11, n. 5, p. 1054, 2019a.

GUO, Q. et al. Impact assessment of climate change and human activities on runoff variation in coal mining watershed, NW China. **Water Resources**, v. 46, n. 6, p. 871–882, 2019b.

GUYENNON, N. et al. Climate change and water abstraction impacts on the long-term variability of water levels in Lake Bracciano (Central Italy): A Random Forest approach. **Journal of Hydrology: Regional Studies**, v. 37, p. 100880, 2021.

HAMED, K. H.; RAO, A. R. A modified Mann-Kendall trend test for autocorrelated data. **Journal of Hydrology**, v. 204, n. 1–4, p. 182–196, 1998.

HANGEN, E. et al. Assessment of preferential flow processes in a forest-reclaimed lignitic mine soil by multicell sampling of drainage water and three tracers. **Journal of Hydrology**, v. 303, n. 1–4, p. 16–37, 2005.

HE, X. et al. A Hybrid Model Based on Variational Mode Decomposition and Gradient Boosting Regression Tree for Monthly Runoff Forecasting. **Water Resources Management**, v. 34, n. 2, p. 865–884, 2020.

HERRINGTON, R. et al. Bauxite and Nickel-Cobalt Lateritic Deposits of the Tethyan Belt. Em: **Tectonics and metallogeny of the Tethyan orogenic belt**. [s.l.] Jeremy P Richards, 2016. v. 19.

HOOMEHR, S. et al. Curve Numbers for Low-Compaction Steep-Sloped Reclaimed Mine Lands in the Southern Appalachians. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 18, n. 12, p. 1627–1638, 2013.

HOSSEINI, S. M.; MAHJOURI, N. Integrating Support Vector Regression and a geomorphologic Artificial Neural Network for daily rainfall-runoff modeling. **Applied Soft Computing**, v. 38, p. 329–345, 2016.

HOUUBORG, R.; MCCABE, M. F. A hybrid training approach for leaf area index estimation via Cubist and random forests machine-learning. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 135, p. 173–188, 2018.

HUANG, H. et al. Combination of Multiple Data-Driven Models for Long-Term Monthly Runoff Predictions Based on Bayesian Model Averaging. **Water Resources Management**, v. 33, n. 9, p. 3321–3338, 2019.

HUANG, L. et al. Vegetation succession and soil infiltration characteristics under different aged refuse dumps at the Heidaigou opencast coal mine. **Global Ecology and Conservation**, v. 4, p. 255–263, 2015.

INMET. **Normais Climatológicas do Brasil, 1981- 2010**. Brasília: Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), 2018.

ISNIARNO, N. F.; AZIZ, G.; ISWANDARU, I. Hydrological monitoring in open PIT mining areas using geodatabase attribute in Geographic Information Systems (GIS). **IOP Conference Series: Materials Science and Engineering**, v. 830, n. 4, p. 042043, 2020.

JAKEMAN, A. J.; HORNBERGER, G. M. How much complexity is warranted in a rainfall-runoff model? **Water Resources Research**, v. 29, n. 8, p. 2637–2649, 1993.

JEBER, A.; PROFETA, A. L. **Meio Ambiente e Mineração – Recursos Minerais de Minas Gerais**. Belo Horizonte: [s.n.]. v. 1

JIRASIRICHOTE, A. et al. Performance of AnnAGNPS model in predicting runoff and sediment yields in Nan Province, Thailand. **Heliyon**, v. 7, n. 11, p. e08396, 2021.

KE, Q.; ZHANG, K. Interaction effects of rainfall and soil factors on runoff, erosion, and their predictions in different geographic regions. **Journal of Hydrology**, v. 605, p. 127291, 2022.

KENNEDY, B. A. **Surface Mining**. Littleton: SME, 1990.

KUHN, M. et al. **Package ‘caret’: Classification and Regression Training**. [s.l: s.n.].

KUHN, M.; JOHNSON, K. **Applied predictive modeling**. New York: Springer, 2013.

LABONTÉ-RAYMOND, P.-L. et al. Impact of climate change on extreme rainfall events and surface water management at mine waste storage facilities. **Journal of Hydrology**, v. 590, p. 125383, 2020.

LEASURE, D. R.; MAGOULICK, D. D.; LONGING, S. D. Natural Flow Regimes of the Ozark-Ouachita Interior Highlands Region: NATURAL FLOW REGIMES. **River Research and Applications**, v. 32, n. 1, p. 18–35, 2016.

LI, M. et al. Estimating annual runoff in response to forest change: A statistical method based on random forest. **Journal of Hydrology**, v. 589, p. 125168, 2020.

LI, X. D. et al. **Characteristics of runoff coefficient of abandoned mine land using the storm water management model**. Proceedings of the 2nd International Symposium on Land Reclamation and Ecological Restoration. **Anais...** Em: LAND RECLAMATION IN ECOLOGICAL FRAGILE AREAS. Beijing, P.R. China: Zhenqi Hu, 2017. Disponível em: <<http://www.vlebooks.com/vleweb/product/openreader?id=none&isbn=9781351680424>>. Acesso em: 23 jul. 2020

LIANG, J. et al. Impacts of large-scale rare earth mining on surface runoff, groundwater, and evapotranspiration: a case study using SWAT for the Taojiang River Basin in Southern China. **Mine Water and the Environment**, v. 38, n. 2, p. 268–280, 2019a.

LIANG, J. et al. Physics-Informed Data-Driven Models to Predict Surface Runoff Water Quantity and Quality in Agricultural Fields. **Water**, v. 11, n. 2, p. 200, 2019b.

LIAW, A.; WIENER, M. Classification and Regression by randomForest. **R News**, v. 2, n. 3, p. 18–22, 2002.

LIU, Y. et al. Analyses of Runoff and Sediment Transport and their Drivers in a Rare Earth Mine Drainage Basin of the Yangtze River, China. **Water**, v. 12, n. 8, p. 2283, 2020.

LOCH, R. J. Effects of vegetation cover on runoff and erosion under simulated rain and overland flow on a rehabilitated site on the Meandu Mine, Tarong, Queensland. **Soil Research**, v. 38, n. 2, p. 299, 2000.

LOPES, A. T.; BARROS, R. S. **Padrão Operacional: definição da forma (manual ou mecanizado) dos serviços de reabilitação ambiental (calagem, fosfatagem e plantio de sementes)**. Reabilitação Ambiental ed. Mirai, MG: Votorantim Metais Alumínio Zona da Mata, 2017.

LOPES, L. M.; CARVALHO, A. Gênese da bauxita de Mirai, MG. **Revista Brasileira de Geociências**, v. 19, n. 4, p. 462–469, 1990.

LUAN, J. et al. Coal mining impacts on catchment runoff. **Journal of Hydrology**, v. 589, p. 125101, 2020.

LV, C. et al. Erosion characteristics of different reclaimed substrates on iron tailings slopes under simulated rainfall. **Scientific Reports**, v. 10, n. 1, p. 4275, 2020.

MA, M. et al. A grid-based distributed hydrological model for coal mined-out area. **Journal of Hydrology**, v. 588, p. 124990, 2020.

MANNA, A.; MAITI, R. Alteration of Surface Water Hydrology by Opencast Mining in the Raniganj Coalfield Area, India. **Mine Water and the Environment**, v. 35, n. 2, p. 156–167, 2016.

MARJANOVIĆ, M. et al. Landslide susceptibility assessment using SVM machine learning algorithm. **Engineering Geology**, v. 123, n. 3, p. 225–234, 2011.

MARQUARDT, D. W. Generalized Inverses, Ridge Regression, Biased Linear Estimation, and Nonlinear Estimation. **Technometrics**, v. 12, n. 3, p. 591, 1970.

MATEUS, A. C. C. et al. Genesis of Soils from Bauxite in Southeastern Brazil: Resilication as a Soil-Forming Process. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 41, n. 1, p. e0160507, 2017.

MCCABE, G. J.; MARKSTROM, S. L. **A Monthly Water-Balance Model Driven By a Graphical User Interface**: Open-File Report. [s.l.] Geological Survey (U.S.), 2007. Disponível em: <<http://pubs.er.usgs.gov/publication/ofr20071088>>.

MELFI, A. J. Brazilian bauxite deposits: a review. Em: CARVALHO, A. et al. (Eds.). . **Brazilian Bauxites**. 1. ed. São Paulo: USP, FAPESP, 1997. p. 331.

MERINO-MARTÍN, L. et al. Hydrological heterogeneity in Mediterranean reclaimed slopes: runoff and sediment yield at the patch and slope scales along a gradient of overland flow. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 16, n. 5, p. 1305–1320, 2012.

MOHER, D. et al. Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: The PRISMA statement. **PLoS Medicine**, v. 6, n. 7, p. e1000097, 2009.

MORENO-DE LAS HERAS, M.; MERINO-MARTÍN, L.; NICOLAU, J. M. Effect of vegetation cover on the hydrology of reclaimed mining soils under Mediterranean-Continental climate. **CATENA**, v. 77, n. 1, p. 39–47, 2009.

MORENO-DE-LAS-HERAS, M. et al. Structural and functional control of surface-patch to hillslope runoff and sediment connectivity in Mediterranean dry reclaimed slope systems. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 24, n. 5, p. 2855–2872, 2020.

MORIASI, D. N. et al. Hydrologic and Water Quality Models: Performance Measures and Evaluation Criteria. **Transactions of the ASABE**, v. 58, n. 6, p. 1763–1785, 2015.

MUKHERJEE, A.; RAMACHANDRAN, P. Prediction of GWL with the help of GRACE TWS for unevenly spaced time series data in India : Analysis of comparative performances of SVR, ANN and LRM. **Journal of Hydrology**, v. 558, p. 647–658, 2018.

MURPHY, K. P. **Machine learning: a probabilistic perspective**. Cambridge, MA: MIT Press, 2012.

NIGAM, G. K. et al. Field assessment of surface runoff, sediment yield and soil erosion in the opencast mines in Chirimiri area, Chhattisgarh, India. **Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C**, v. 101, p. 137–148, 2017.

OKKAN, U. et al. Embedding machine learning techniques into a conceptual model to improve monthly runoff simulation: A nested hybrid rainfall-runoff modeling. **Journal of Hydrology**, v. 598, p. 126433, 2021.

PAES, É. DE C. et al. Predictive modeling of contents of potentially toxic elements using morphometric data, proximal sensing, and chemical and physical properties of soils under mining influence. **Science of The Total Environment**, v. 817, p. 152972, 2022.

PING, J. et al. Application of MIKE SHE to study the impact of coal mining on river runoff in Gujiao mining area, Shanxi, China. **PLOS ONE**, v. 12, n. 12, p. e0188949, 2017.

R CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing**. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing, 2020.

REIS, G. B. et al. Effect of environmental covariable selection in the hydrological modeling using machine learning models to predict daily streamflow. **Journal of Environmental Management**, v. 290, p. 112625, 2021.

REYNOLDS, B.; REDDY, K. J. Infiltration Rates in Reclaimed Surface Coal Mines. **Water, Air, & Soil Pollution**, v. 223, n. 9, p. 5941–5958, 2012.

REYNOLDS, W. D. et al. Comparison of tension infiltrometer, pressure infiltrometer, and soil core estimates of saturated hydraulic conductivity. **Soil Science Society of America Journal**, v. 64, p. 478–484, 2000.

RIDWAN, W. M. et al. Rainfall forecasting model using machine learning methods: Case study Terengganu, Malaysia. **Ain Shams Engineering Journal**, v. 12, n. 2, p. 1651–1663, 2021.

RUBIO, R. F. et al. **Surface water control in the bauxite mines of Porto Trombetas (Para, Brazil)**. (Brown, A and Figueroa, L and Wolkersdorfer, C, Ed.)Reliable Mine Water Technology: Proceedings of the International Mine Water Association Annual Conference 2013, Vols I & II. **Anais...**Denver, Colorado, USA: Int Mine Water Assoc, 2013.

SANTANA, R. C. et al. Estimativa de biomassa de plantios de eucalipto no Brasil. **Revista Árvore**, v. 32, n. 4, p. 697–706, 2008.

SCHIAVO, J. A.; MARTINS, M. A.; RODRIGUES, L. A. Crescimento de mudas de *Acacia mangium*, *Sesbania virgata* e *Eucalyptus camaldulensis*, inoculadas com fungos micorrízicos, em casa-de-vegetação e em cava-de-extração de argila. **Acta Scientiarum. Agronomy**, v. 32, n. 1, p. 171–178, 2010.

SCHOPPA, L.; DISSE, M.; BACHMAIR, S. Evaluating the performance of random forest for large-scale flood discharge simulation. **Journal of Hydrology**, v. 590, p. 125531, 2020.

SHINDE, V. T. et al. Impact of Abandoned Opencast Mines on Hydrological Processes of the Oridih Watershed in Jharia Coalfield, India. **Environmental Processes**, v. 4, n. 3, p. 697–710, 2017.

SHIRI, J.; KISI, O. Short-term and long-term streamflow forecasting using a wavelet and neuro-fuzzy conjunction model. **Journal of Hydrology**, v. 394, n. 3–4, p. 486–493, 2010.

SILVA, M. A. DA et al. Sistemas de manejo em plantios florestais de eucalipto e perdas de solo e água na região do Vale do Rio Doce, MG. **Ciência Florestal**, v. 21, n. 4, p. 765–776, 2011.

SILVA, J. J. R. et al. Análise de eventos de inundação na sub-bacia do córrego Carneirinhos, João Monlevade, Minas Gerais. **Research, Society and Development**, v. 9, n. 6, p. e33963383, 2020.

SILVA ROTTA, L. H. et al. The 2019 Brumadinho tailings dam collapse: Possible cause and impacts of the worst human and environmental disaster in Brazil. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 90, p. 102119, 2020.

SILVEIRA, L. J. **Escoamento superficial em áreas de mineração de bauxita, pré e pós lavra, na Zona da Mata Mineira**. Dissertação de Mestrado—Viçosa, MG: Universidade Federal de Viços, 2017.

SLEPPY, W. C. et al. Non-Metallurgical use of Alumina and Bauxite. Em: DONALDSON, D.; RAAHAUGE, B. E. (Eds.). **Essential Readings in Light Metals**. Cham: Springer International Publishing, 2016. p. 1113–1120.

SONG, X. et al. Using hydrological modelling and data-driven approaches to quantify mining activities impacts on centennial streamflow. **Journal of Hydrology**, v. 585, p. 124764, 2020.

SOUSA, D. M. G.; LOBATO, E. **Latossolos**. Disponível em: <[http://www.agencia.cnptia.embrapa.br/Agencia16/AG01/arvore/AG01\\_96\\_10112005101956.html](http://www.agencia.cnptia.embrapa.br/Agencia16/AG01/arvore/AG01_96_10112005101956.html)>. Acesso em: 20 maio. 2022.

SPLETOZER, A. G. **Avaliação do escoamento superficial em áreas de mineração de bauxita na Zona da Mata de Minas Gerais, Brasil**. Dissertação de Mestrado—Viçosa, MG: Universidade Federal de Viçosa, 2018.

SPLETOZER, A. G. et al. Surface runoff from an area undergoing soil rehabilitation after bauxite mining in southeastern Brazil. **Land Degradation & Development**, v. 32, n. 9, p. 2715–2725, 2021a.

SPLETOZER, A. G. et al. SURFACE RUNOFF IN TWO REHABILITATION PERIODS OF A BAUXITE MINE. **Revista Árvore**, v. 45, p. e4505, 2021b.

SUN, W.; TREVOR, B. Combining k-nearest-neighbor models for annual peak breakup flow forecasting. **Cold Regions Science and Technology**, v. 143, p. 59–69, 2017.

SUYONO et al. **Effect of differences in runoff coefficient value on channel dimensions at open pit mines**. AIP Conference Proceedings. **Anais...** Em: 2ND INTERNATIONAL CONFERENCE ON EARTH SCIENCE, MINERAL, AND ENERGY. Yogyakarta, Indonesia: 2020. Disponível em: <<http://aip.scitation.org/doi/abs/10.1063/5.0010529>>. Acesso em: 25 mar. 2021

TANG, L. et al. Runoff generation, confluence mechanism, and water balance change of coal mining areas with goaf: Establishment of a runoff prediction model. **Journal of Hydrology**, v. 603, p. 127023, 2021.

TARDY, Y.; KOBILSEK, B.; PAQUET, H. Mineralogical composition and geographical distribution of African and Brazilian periatlantic laterites. The influence of continental drift and tropical paleoclimates during the past 150 million years and implications for India and Australia. **Journal of African Earth Sciences (and the Middle East)**, v. 12, n. 1–2, p. 283–295, 1991.

TAYLOR, T. J. et al. Runoff curve numbers for loose-dumped spoil in the Cumberland Plateau of eastern Kentucky. **International Journal of Mining, Reclamation and Environment**, v. 23, n. 2, p. 103–120, 2009.

TEIXEIRA, P. C. et al. **Manual de Métodos de Análise de Solo**. 3. ed. Brasília, DF: Embrapa, 2017.

TONGAL, H.; BOOIJ, M. J. Simulation and forecasting of streamflows using machine learning models coupled with base flow separation. **Journal of Hydrology**, v. 564, p. 266–282, 2018.

USDA. Chapter 10 Estimation of Direct Runoff from Storm Rainfall. Em: **National Engineering Handbook Hydrology Chapters**. 5. ed. Washington: United States Department of Agriculture, 1972.

VALENTE, O. F.; GOMES, M. A. **Conservacao de nascentes: hidrologia e manejo de bacias hidrograficas de cabeceiras**. Viçosa, MG: Aprenda Fácil, 2005.

VENABLES, W. N.; RIPLEY, B. D.; VENABLES, W. N. **Modern applied statistics with S**. 4th ed ed. New York: Springer, 2002.

VILAS BOAS, H. F. et al. Soil organic carbon recovery and coffee bean yield following bauxite mining. **Land Degradation & Development**, v. 29, n. 6, p. 1565–1573, 2018.

WANG, F.; WANG, J. Effects of rainfall intensity and compaction on water transport from opencast coal mine soils: An experimental study. **Hydrological Processes**, v. 34, n. 2, p. 258–269, 2020.

WANG, K.; LIN, Z.; ZHANG, R. Impact of phosphate mining and separation of mined materials on the hydrology and water environment of the Huangbai River basin, China. **Science of The Total Environment**, v. 543, p. 347–356, 2016.

WARHURST, A. **Mining and the Environment: Case Studies from the Americas**. Ottawa: International Development Research Centre, 1998.

WARNER, R. C. et al. Reclaimed Mineland Curve Number Response to Temporal Distribution of Rainfall. **JAWRA Journal of the American Water Resources Association**, v. 46, n. 4, p. 724–732, 2010.

WEILER, M. et al. How does rainfall become runoff? A combined tracer and runoff transfer function approach: TRACER AND RUNOFF TRANSFER FUNCTION. **Water Resources Research**, v. 39, n. 11, p. 1–13, 2003.

WEYMAN, D. R. **Runoff processes and streamflow modelling**. London: Oxford University Press, 1975.

WINK, C. et al. Parâmetros da copa e a sua relação com o diâmetro e altura das árvores de eucalipto em diferentes idades. **Scientia Forestalis**, v. 40, n. 93, p. 57–67, 2012.

WU, X. et al. River Runoff Influence Factors Recognition Using Stepwise Regression Analysis: The Case of a Northern Chinese Coal Mining Area. **Polish Journal of Environmental Studies**, v. 29, n. 1, p. 893–900, 2020.

WU, X.; LENON, G. P.; DONG, Y. The calculation of riverine ecological instream flows and runoff profit-loss analysis in a coal mining area of northern China. **River Research and Applications**, v. 36, n. 5, p. 760–768, 2020.

YOUNG, C.-C.; LIU, W.-C.; WU, M.-C. A physically based and machine learning hybrid approach for accurate rainfall-runoff modeling during extreme typhoon events. **Applied Soft Computing**, v. 53, p. 205–216, 2017.

YOUNGER, P. L.; BANWART, S. A.; HEDIN, R. S. **Mine Water: Hydrology, Pollution, Remediation**. Dordrecht: Springer Netherlands, 2002.

YU, P.-S. et al. Comparison of random forests and support vector machine for real-time radar-derived rainfall forecasting. **Journal of Hydrology**, v. 552, p. 92–104, 2017.

ZEGRE, N. P. et al. Multiscale Analysis of Hydrology in a Mountaintop Mine-Impacted Watershed. **JAWRA Journal of the American Water Resources Association**, v. 50, n. 5, p. 1257–1272, 2014.

ZÉGRE, N. P.; MAXWELL, A.; LAMONT, S. Characterizing streamflow response of a mountaintop-mined watershed to changing land use. **Applied Geography**, v. 39, p. 5–15, 2013.

ZHANG, L. et al. Effects of vegetation on runoff and soil erosion on reclaimed land in an opencast coal-mine dump in a loess area. **CATENA**, v. 128, p. 44–53, 2015.

ZHANG, M.; WANG, J.; ZHOU, R. Sustainable effect of coal mining on hydrological drought risk: a case study on Kuye river basin, China. **Natural Hazards**, 2020.

ZHANG, Y. et al. Effects of soil cover and protective measures on reducing runoff and soil loss under artificial rainfall. **Soil and Water Research**, v. 10, n. 3, p. 198–205, 2016.

**ANEXOS**

Anexo 1 – Estudos incluídos na pesquisa contendo os detalhes do artigo, local, período de estudo, os principais métodos e resultados

Referência	Mineração	Local	Escala	Metodologia	Resultado	Período	Chuva
AWOTWI et al. (2017)	Ouro	Gana	Estimativa	Uso de dados de precipitação e fluxo do rio	O escoamento anual de água mostrou uma tendência crescente	40 anos	Natural
AWOTWI et al. (2019)	Geral	Gana	Estimativa	Uso de dados de precipitação e fluxo do rio no Soil and Water Assessment Tool (SWAT)	A mineração aumentou o escoamento superficial anual em 10%	40 anos	Natural
BIEMELT, SCHAPP e GRÜNEWALD (2011)	Linhita	Alemanha	Estimativa	Medição da precipitação e da infiltração e por diferença obteve-se o escoamento superficial	Escoamento superficial aumentada após o período de estiagem devido a repelência à água	2 anos	Natural
ESPIGARES et al. (2013)	Carvão	Espanha	Campo	O fluxo de escoamento sob diferentes coberturas de vegetação foi interrompido por chapa de aço e medido	Cobertura de 67% gerou 11,17%, de 93% gerou 2,04% e 81% composta por arbustos gerou 0,5% de escoamento superficial	1 ano	Natural
GOMEZ-GONZALEZ et al. (2016)	Volframita	Espanha	Campo	Experimentos com simulador portátil de chuva em três locais da mina (28 mm em 60 min)	Pilha de resíduos teve 1,63 mm (6%), leito do rio com 5,33 mm (19%) e sedimento com 4,81 mm (17%)	Pontual	Simulada
GUO et al. (2017)	Carvão	China	Estimativa	O YRWBm estimou o escoamento e dupla curva de acumulação revelou a influência da mineração	A mineração de carvão reduziu 29,69 mm (71,13%) do escoamento em 1999-2010	55 anos	Natural
GUO et al. (2019a)	Carvão	China	Estimativa	O modelo de balanço hídrico mensal (MWBm) e dupla curva de acumulação	O impacto médio anual da mineração no escoamento foi de -2,15 mm (12,01%) a -29,88 mm (54,24%)	58 anos	Natural
GUO et al. (2019b)	Carvão	China	Estimativa	Teste de tendência Mann-Kendall, anomalia cumulativa e transformação contínua de wavelets	O escoamento superficial em diferentes escalas de tempo diminuiu nos últimos 60 anos	60 anos	Natural
GUO et al. (2020)	Carvão	China	Campo	Parcelas in situ e chuva simulada com intensidades de 1,0 a 3,0 mm min <sup>-1</sup>	As taxas de escoamento aumentaram até 71,39% em relação ao controle	30 horas	Simulada
HOOMEHR et al. (2013)	Carvão	Estados Unidos	Estimativa	Parcelas de campo e estimativa usando o número da curva (CN)	Todos os três locais tiveram respostas similares de escoamento a eventos de chuva entre 0,6 e 125,3 mm	1 ano	Natural
ISNIARNO; AZIZ; ISWANDARU (2020)	Geral	Indonésia	Estimativa	Dados de precipitação e coeficiente de escoamento para estimar pelo método racional escoamento da mina e da bacia para criação de canais	Coeficiente de escoamento de 0,854 com descarga para o canal de 23,997 m <sup>3</sup> /s	Pontual	Natural
LABONTÉ-RAYMOND et al. (2020)	Ouro	Canadá	Campo e estimativa	Precipitação e escoamento foram medidos em campo e usados para estimar Chuva-escoamento em mudanças climáticas	Coeficiente de escoamento superficial entre 0,28 e 0,71 como esperado	133 dias	Natural
LI et al. (2017)	Carvão	China	Estimativa	Modelo de Gerenciamento de Águas Pluviais foi usado para estimar o escoamento de resíduos de carvão de 15 e 30 anos	O coeficiente de escoamento dos resíduos de carvão maior que 50,4% (0,504-0,838)	30 anos	Natural
LIANG et al. (2019)	Geral	China	Estimativa	Uso do modelo Soil and Water Assessment Tool (SWAT) em cenários	O escoamento superficial aumentou 0,08%-0,16% (38 mm) com aumento de áreas mineradas	10 anos	Natural
LIU et al. (2020)	Terras raras	China	Campo e estimativa	Dados hidrológicos diários de escoamento e precipitação são analisados pelo teste de Mann-Kendall	O volume médio anual de escoamento mostrou tendência geral de declínio	58 anos	Natural
LUAN et al. (2020)	Carvão	China	Estimativa	O método Double Mass Curve (DMC) e o modelo SIMHYD	O escoamento foi reduzido em até 55,41% possivelmente pela mineração	58 anos	Natural
LV et al. (2020)	Ferro	China	Laboratório	Seis substratos foram submetidos a chuva simulada para coleta do escoamento	Houve diferenças significativas nas taxas de escoamento entre seis substratos	Pontual	Simulada
MA et al. (2020)	Carvão	China	Estimativa	Uso do modelo Grid-based distributed hydrological model for coal mined-out area (GDHCMA)	O escoamento simulado (5,5 a 16,3 mm) foi próximo do observado (14,3 a 27,0 mm)	25 anos	Natural
MANNA; MAITI (2016)	Carvão	Índia	Estimativa	O escoamento de 53 microbacias foi estimado pelo modelo número da curva de escoamento superficial (RCN)	As áreas mineradas prendem o escoamento superficial, reduzindo o fluxo dos canais a jusante	70 anos precipitação e 23 uso do solo	Natural

MERINO-MARTÍN et al. (2012)	Carvão	Espanha	Campo	Parcelas de campo (0,5 x 3 m) em diferentes encostas e cobertura vegetal e pluviômetro	Variação de escoamento entre as inclinações e cobertura vegetal com valor máximo de 19,76 mm	1 ano	Natural
MORENO-DE LAS HERAS, MERINO-MARTÍN, NICOLAU (2009)	Carvão	Espanha	Campo	Parcelas experimentais com cobertura vegetal herbácea sob chuva simulada	Pequenos coeficientes de escoamento (30%) e altas taxas de infiltração (37 mm h-1) foram obtidos na encosta mais vegetada	1 ano	Simulada
MORENO-DE-LAS-HERAS et al. (2020)	Carvão	Espanha	Campo	Escoamento natural monitorado em parcelas de limite natural e cobertura vegetal	Escoamento variou de 5% a cerca de 30% nas escalas de parcela e mancha vegetal	1 ano	Natural
NIGAM et al. (2017)	Carvão	Índia	Estimativa	Estimou o escoamento superficial usando o método do Número de Curva	ES foi 413,3 mm de 1303,4 mm da precipitação	21 anos	Natural
PING et al. (2017)	Carvão	China	Estimativa	Estimou usando a modelagem hidrológica distribuída MIKE SHE	O escoamento superficial diminui 1,4 mm pós-mineração	27 anos	Natural
RUBIO et al. (2013)	Bauxita	Brasil	Campo	Instalação de micro barragens com medição da altura da água acumulada e da precipitação	Construção de mini-barragens reduziu o escoamento e aumentou a infiltração de água no solo	3 anos	Natural
SHINDE et al. (2017)	Carvão	Índia	Estimativa	Uso do modelo Soil and Water Assessment Tool (SWAT) em cenário com e sem mineração	O escoamento superficial anual no cenário não minerado (232 mm) foi 51,33% superior ao minerado (153,3 mm)	5 anos	Natural
SONG et al. (2020)	Carvão	Austrália	Estimativa	O método Double Mass Curve (DMC) e o modelo SIMHYD	Tendência de diminuir o escoamento superficial em 73% com a mineração	102 anos	Natural
SUYONO et al. (2020)	Carvão	Indonésia	Estimativa	Usou diferentes métodos para estimar o coeficiente de escoamento superficial	Coeficiente de escoamento variou de 0,15 a 0,9 de acordo com o método	9,5 anos	Natural
TAYLOR et al. (2009)	Carvão	Estados Unidos	Estimativa	Estimou o escoamento superficial usando o método do Número de Curva	O CN médio foi de 83 (13,65 mm) e semelhante ao encontrado em um ambiente florestal	2 anos	Natural
WANG; LIN; ZHANG (2016)	Fosfato	China	Estimativa	Dados de entrada, armazenamento e descarga diária, foram registrados em três reservatórios	Uma tendência decrescente do escoamento superficial foi observada durante a mineração, com coeficiente de 0,447 antes e 0,402 durante	36 anos	Natural
WANG; WANG (2020)	Carvão	China	Laboratório	Experimentos em coluna de solo de diferentes densidades e chuva simulada	Precipitação de 23,12 a 115,62 mm hr-1 gerou de 320 a 1230 ml de escoamento	Pontual	Simulada
WARNER et al. (2010)	Carvão	Estados Unidos	Estimativa	Medições com pluviógrafo e calha e estimativa usando o número da curva (CN)	As CN média foi 85 para escoamentos do rio variando de 12 a 691 m <sup>3</sup> e precipitações entre 5 e 58,9 mm	1,25 anos	Natural
WU et al. (2020)	Carvão	China	Estimativa	Análise de regressão <i>stepwise</i> para investigar os fatores que influenciam no escoamento	A redução do escoamento pela mineração chega a 13.319 × 104 m <sup>3</sup>	55 anos	Natural
WU; LENON; DONG (2020)	Carvão	China	Estimativa	Usou dados de escoamento do rio e precipitação para estimar um valor ecológico	O valor anual recomendado foi de 4,00 m <sup>3</sup> /s com tendência decrescente	50 anos	Natural
ZEGRE et al. (2014)	Carvão	Estados Unidos	Estimativa	Uso de dados de precipitação e escoamento para análise de tendência usando o teste de Mann-Kendall	Uma tendência decrescente foi detectada para o escoamento, diminuindo 12,7 mm	37 anos	Natural
ZÉGRE; MAXWELL; LAMONT (2013)	Carvão	Estados Unidos	Estimativa	Uso de dados de precipitação e escoamento para análise de tendência usando o teste de Mann-Kendall	A conversão de florestas em terras minadas não mostrou tendências significativas no escoamento superficial	16 anos	Natural
ZHANG et al. (2015)	Carvão	China	Campo	Parcelas experimentais em diferentes inclinações e cobertura vegetal	Cobertura vegetal de 95% gerou 17,3 mm e foi 62,9% menos que a terra nua	3 meses	Natural
ZHANG et al. (2016)	Pedreira	China	Laboratório	Experimentos em coluna de solo com diferentes profundidades de cascalho e solo sob chuva simulada	Sacolas ecológicas e as cercas de bambu diminuíram (até 20%) o escoamento dos resíduos de mineração	Pontual	Simulada
ZHANG; WANG; ZHOU (2020)	Carvão	China	Estimativa	Dados de precipitação e escoamento e método da função de distribuição conjunta copula	31 secas ocorreram nas atividades humanas, como a mineração de carvão	51 anos	Natural

## Anexo 2: Material suplementar do artigo 2

Tabela S1 – Área e a inclinação das parcelas nos seus respectivos períodos de monitoramento

Parcelas	Área 1				Área 2	
	Antes da mineração		Reabilitação anos 1 e 2		Reabilitação anos 3, 4, 5 e 6	
	Área (m <sup>2</sup> )	Inclinação (°)	Área (m <sup>2</sup> )	Inclinação (°)	Área (m <sup>2</sup> )	Inclinação (°)
1	61,96	11,80	69,39	10,1	61,90	12,2
2	60,92	13,50	66,81	6,5	61,96	12,7
3	62,04	12,70	65,34	6,5	62,22	14,5
4	59,73	12,90	68,33	10,5	62,04	12,9
5	63,27	14,00	64,36	8,5	61,64	13,8
6	60,65	11,80	68,72	10,6	61,73	15,1
7	61,37	15,10	65,64	13,5	61,46	15,4
Média	61,42	13,11	66,94	9,46	61,85	13,80

Tabela S2 – Variância total e porcentagem acumulada explicada pelos componentes com as coordenadas dos fatores que interferem no escoamento superficial nas áreas de mineração

Variáveis	Componentes principais				
	1	2	3	4	5
% de variação	25,44	18,50	15,29	8,29	7,84
% Acumulado	25,44	43,93	59,22	67,51	75,36
Autovalores	4,58	3,33	2,75	1,49	1,41
P	-0,25	-0,22	0,08	<b>0,60</b>	<b>0,57</b>
I	0,21	-0,28	-0,18	-0,16	<b>0,75</b>
TII	-0,01	-0,53	<b>-0,75</b>	-0,06	-0,04
TIE	0,24	-0,44	<b>-0,79</b>	0,17	-0,13
CI	0,09	-0,46	<b>-0,86</b>	0,12	-0,11
RMSP	<b>-0,85</b>	0,24	-0,13	0,03	0,16
ds	<b>-0,90</b>	-0,16	-0,18	-0,17	0,00
dp	-0,48	-0,39	0,07	<b>-0,55</b>	-0,07
pt	<b>0,73</b>	0,06	0,13	-0,03	-0,10
ma	<b>0,57</b>	0,49	-0,25	-0,09	-0,05
mi	-0,28	<b>-0,44</b>	0,31	0,40	0,21
AG	<b>0,74</b>	-0,21	0,16	0,05	0,17
AF	<b>0,63</b>	<b>-0,64</b>	0,16	-0,08	0,10
S	<b>-0,62</b>	-0,41	0,33	0,23	-0,33
A	-0,07	<b>0,78</b>	-0,45	-0,19	0,21
CV	-0,23	<b>0,71</b>	-0,35	0,21	0,24
CRHS	0,29	-0,13	0,27	<b>-0,42</b>	0,31
MS	0,48	0,31	0,02	<b>0,49</b>	-0,25

Valores em negrito correspondem a contribuição de cada variável ao componente para o qual a correlação é maior.

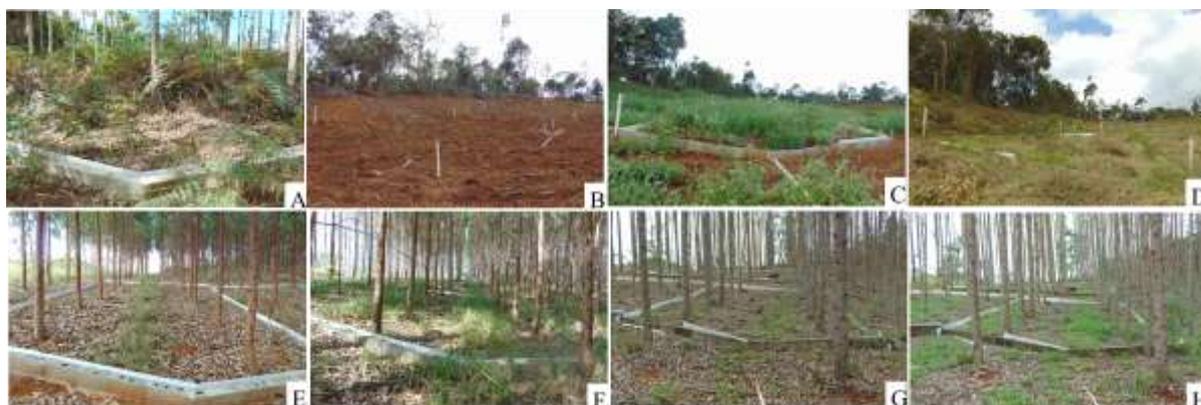


Figura S1 – Parcelas coletoras de escoamento superficial *in situ*: Antes da mineração (2017) na Área 1 (A); Local da instalação das parcelas pós-mineração e antes da revegetação na Área 1 (B); Ano 1 de reabilitação (2018) na Área 1 (C); Ano 2 de reabilitação (2019) na Área 1 (D); Ano 3 de reabilitação (2017) na Área 2 (E); Ano 4 de reabilitação (2018) na Área 2 (F); Ano 5 de reabilitação (2019) na Área 2 (G); Ano 6 de reabilitação (2020) na Área 2 (H).

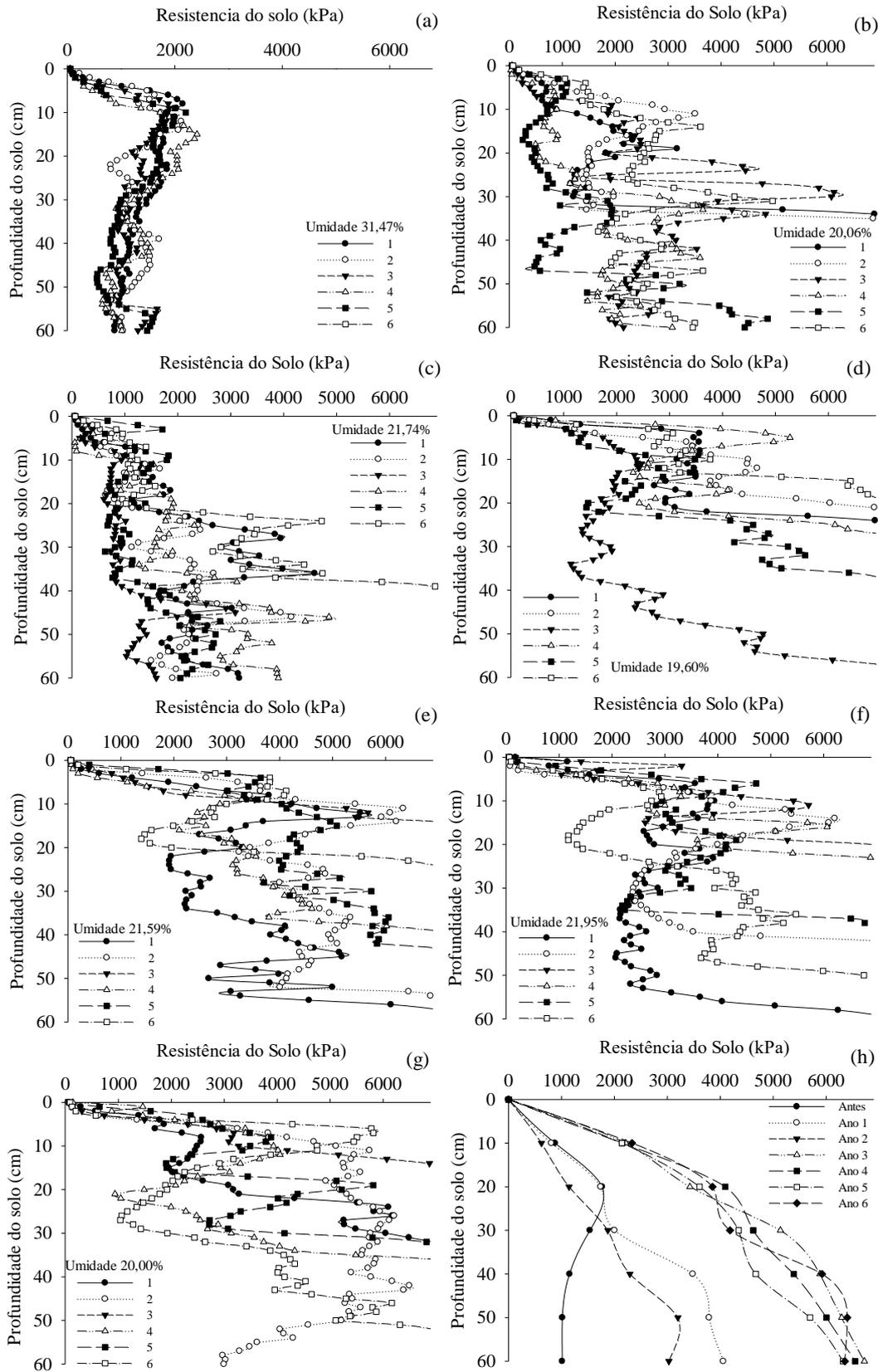


Figura S2 – Resistência do solo a penetração: Antes da mineração (a); ano 1 (b); ano 2 (c); ano 3 (d); ano 4 (e); ano 5 (f); ano 6 (g); e, média geral das 6 repetições por período (h).

Anexo 2 – Material suplementar do artigo 3

Tabela S1 – Características das áreas experimentais (Área 1: antes, 1 e 2; Área 2: 3, 4, 5 e 6) nos períodos de monitoramento (média ± desvio padrão)

Parâmetro	Antes	Ano 1	Ano 2	Ano 3	Ano 4	Ano 5	Ano 6
	<i>Parcelas</i>						
Inclinação (°)	13,11 ± 1,19	9,46 ± 2,50	9,46 ± 2,50	13,8 ± 1,24	13,8 ± 1,24	13,8 ± 1,24	13,8 ± 1,24
Área (m <sup>2</sup> )	61,42 ± 1,14	66,94 ± 1,91	66,94 ± 1,91	61,85 ± 0,25	61,85 ± 0,25	61,85 ± 0,25	61,85 ± 0,25
	<i>Solo</i>						
Areia Grossa (%)	19,67 ± 2,05 a	19,70 ± 1,24 a	19,13 ± 1,36 a	13,67 ± 0,47 ab	17,45 ± 1,70 a	12,03 ± 1,05 b	13,00 ± 2,04 b
Areia Fina (%)	17,34 ± 2,05 a	19,00 ± 0,81 a	19,21 ± 1,36 a	10,67 ± 0,47 c	14,15 ± 0,79 b	13,97 ± 0,76 b	13,28 ± 0,98 b
Silte (%)	10,67 ± 0,47 a	13,33 ± 0,47 b	15,66 ± 2,92 b	14,33 ± 0,94 b	8,52 ± 3,34 a	15,41 ± 3,11 b	28,90 ± 2,83 c
Argila (%)	52,33 ± 0,47 b	47,67 ± 0,94 a	46,00 ± 2,36 a	61,33 ± 0,47 d	61,27 ± 2,31 cd	58,59 ± 2,91 c	44,80 ± 4,38 a
Densidade do solo (kg dm <sup>-3</sup> )	0,88 ± 0,09 a	1,21 ± 0,06 b	1,09 ± 0,14 ab	1,24 ± 0,07 bc	1,19 ± 0,12 bc	1,31 ± 0,05 c	1,32 ± 0,06 c
Densidade de Partícula (kg dm <sup>-3</sup> )	2,42 ± 0,08 a	2,61 ± 0,15 a	2,67 ± 0,03 a	2,55 ± 0,14 a	2,57 ± 0,05 a	2,67 ± 0,03 a	2,63 ± 0,03 a
Macroporosidade (dm <sup>3</sup> dm <sup>-3</sup> )	0,35 ± 0,01 a	0,23 ± 0,02 b	0,26 ± 0,05 b	0,36 ± 0,05 a	0,23 ± 0,01 b	0,23 ± 0,06 bc	0,18 ± 0,03 c
Microporosidade (dm <sup>3</sup> dm <sup>-3</sup> )	0,31 ± 0,01 a	0,31 ± 0,02 a	0,33 ± 0,01 a	0,28 ± 0,04 a	0,34 ± 0,02 a	0,33 ± 0,01 a	0,35 ± 0,05 a
Porosidade Total (dm <sup>3</sup> dm <sup>-3</sup> )	0,65 ± 0,03 a	0,54 ± 0,01b	0,59 ± 0,06 ab	0,52 ± 0,02 bc	0,54 ± 0,05 b	0,59 ± 0,06 ab	0,50 ± 0,03 c
RMSP (kPa)	1228 ± 348 a	2645 ± 1312 a	2026 ± 1022 a	4944 ± 1770 b	4800 ± 1577 b	4463 ± 1493 b	4840 ± 1648 b
pH H <sub>2</sub> O	4,89 ± 0,01	6,31 ± 0,46	5,63 ± 0,36	5,19 ± 0,23	5,17 ± 0,33	5,35 ± 0,38	5,34 ± 0,38
MO (dag/kg)	7,83 ± 0,45	5,34 ± 0,44	4,81 ± 0,63	3,39 ± 0,18	3,70 ± 0,01	3,81 ± 0,82	3,90 ± 0,75
	<i>Características de cobertura</i>						
Árvores por parcela	12 ± 2	-	10 ± 1	10 ± 1	10 ± 1	10 ± 1	10 ± 1
Área das copas (m <sup>2</sup> )	29,92 ± 2,18 d	-	8,44 ± 3,38	45,04 ± 1,84 b	61,20 ± 7,60 a	30,71 ± 8,10 c	28,46 ± 2,19 cd
dap (cm)	9,26 ± 0,75 d	-	-	10,93 ± 0,40 c	12,06 ± 0,61b	13,60 ± 0,43 a	13,98 ± 0,28 a
Área basal (m <sup>2</sup> )	0,101 ± 0,007 c	-	0,002 ± 0,001 d	0,099 ± 0,015 c	0,122 ± 0,022 bc	0,155 ± 0,023 ab	0,164 ± 0,019 a
Solo exposto (%)	-	100 a 37,41 *	1,63 ± 1,58	-	-	-	-
Cobertura pelas copas (%)	48,71 ± 3,55	0 a 62 **	85,76 ± 5,29***	72,82 ± 2,97	98,95 ± 12,29	49,65 ± 13,10	46,01 ± 3,54
Serapilheira acumulada (Mg ha <sup>-1</sup> )	47,29 ± 11,10 a	-	7,64 ± 2,86 c	8,07 ± 1,04 c	14,12 ± 2,32 b	19,98 ± 4,11 b	15,00 ± 7,76 bc
CRH (kg kg <sup>-1</sup> )	2,04 ± 0,59 b	-	4,95 ± 0,18 a	1,91 ± 0,14 bc	2,41 ± 0,18 b	2,04 ± 0,12 bc	1,57 ± 0,26 bc

Valores com as mesmas letras (a – d) dentro das linhas não diferem significativamente em  $\alpha = 0,05$ . Testado usando Kruskal-Wallis (ANOVA) e post-hoc Mann-Whitney. \* 100% em janeiro e 37,41% em maio no final do monitoramento; \*\* cobertura pelas plantas forrageiras; \*\*\* cobertura pelas copas e plantas forrageiras. RMSP = resistência mecânica do solo a penetração; MO = matéria orgânica; CRH = capacidade de retenção hídrica da serapilheira.