

PABLO CHANG

MODELAGEM MATEMÁTICA DO ESCOAMENTO SUPERFICIAL SOB
O EFEITO DA COBERTURA VEGETAL EM UM LATOSSOLO
ARGILOSO

CASCADEL
PARANÁ – BRASIL
AGOSTO – 2022

PABLO CHANG

**MODELAGEM MATEMÁTICA DO ESCOAMENTO SUPERFICIAL SOB
O EFEITO DA COBERTURA VEGETAL EM UM LATOSSOLO
ARGILOSO**

Trabalho apresentado à Universidade Estadual do Oeste do Paraná, como parte das exigências da defesa da Tese do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Energia na Agricultura – Doutorado.
Orientador: Prof. Dr. Deonir Secco
Coorientador: Prof. Dr. Rogério Luis Rizzi
Coorientadora: Prof^a. Dra. Araceli Ciotti de Marins

CASCADEL
PARANÁ – BRASIL
AGOSTO – 2022

Ficha de identificação da obra elaborada através do Formulário de Geração Automática do Sistema de Bibliotecas da Unioeste.

Chang, Pablo

Modelagem matemática do escoamento superficial sob o efeito da cobertura vegetal em um Latossolo argiloso / Pablo Chang; orientador Deonir Secco; coorientador Rogério Luis Rizzi; coorientadora Araceli Ciotti de Marins -- Cascavel, 2022.

159 p.

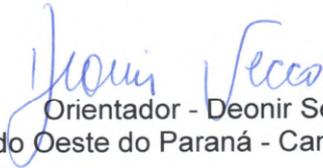
Tese (Doutorado Campus de Cascavel) -- Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Energia na Agricultura, 2022.

1. Modelagem. 2. Erosão. 3. Simulador de chuvas. 4. Escoamento. I. Secco, Deonir, orient. II. Rizzi, Rogério Luis, coorient. III. Marins, Araceli Ciotti de, coorient. IV. Título.

PABLO CHANG

Modelagem matemática do escoamento superficial sob o efeito da cobertura vegetal em um latossolo argiloso

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Energia na Agricultura em cumprimento parcial aos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia de Energia na Agricultura, área de concentração Agroenergia, linha de pesquisa Biomassa e culturas energéticas, APROVADO pela seguinte banca examinadora:



Orientador - Deonir Secco

Universidade Estadual do Oeste do Paraná - Campus de Cascavel (UNIOESTE)



Flávio Gurgacz

Universidade Estadual do Oeste do Paraná - Campus de Cascavel (UNIOESTE)



Douglas Bassegio

Universidade Estadual do Oeste do Paraná - Campus de Cascavel (UNIOESTE)



Daniela Trentin Nava

Universidade Tecnológica Federal do Paraná – Campus de Toledo (UTFPR)



Héilton Aparecido Rosa

Centro Universitário da Fundação Assis Gurgacz (FAG)

Cascavel, 15 de agosto de 2022

Dedico este trabalho aos meus queridos e amáveis pais, Chang Yu Chao e Chang Chien Tai.

AGRADECIMENTOS

A Deus, por toda a oportunidade que surgiu durante essa caminhada.

Aos meus pais Chang e Nancy, pelo amor incondicional.

À UNIOESTE, pelo espaço e pela administração.

À CAPES e Fundação Araucária, pelo investimento e pela possibilidade da realização deste projeto.

Ao orientador, Deonir Secco, por todas as instruções da pesquisa, por toda dedicação na reforma do LAFIS para que o projeto do simulador de chuvas fosse concretizado e por todas as lições de vida para que eu me tornasse uma pessoa melhor.

Ao coorientador, Rogério Luiz Rizzi, pelas reuniões motivadoras, pela iniciativa e pelas instruções para construir um simulador e por toda a dedicação nos artigos e na modelagem matemática.

À coorientadora, Araceli Ciotti de Marins, pela dedicação e pelo incentivo desde a graduação, por todo o apoio na modelagem estatística e por toda a oportunidade oferecida no estágio à docência e na preparação profissional.

A toda equipe LAFIS, por todo esforço na coleta de dados, em especial à Simone Roehrs, Vitória Vidaletti, Bruna de Villa, Vitória Morello, Paula Hagemann, ao Matheus Savioli e ao Anderson Alves.

Aos profissionais que contribuíram na coleta em campo: Luiz Carlos (IAPAR); Edisio, Carla e Clair (amostras químicas).

Aos profissionais que contribuíram na construção do simulador de chuvas: meu pai e arquiteto, Chang Chien Tai (projeto arquitetônico); o engenheiro mecânico, Lucas Macegoza da Silva (revisão da estrutura mecânica); Edson Renz e João (estrutura metálica); ao mestre em Ciência da Computação, Édipo Alexandre Pereira Carneiro (sistema eletrônico); e Carlos Pedrollo (sistema hidráulico).

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Croqui da área experimental com os seus respectivos tratamentos e faixas compactadas (área hachurada).....	14
Figura 2. Modelo das calhas coletoras e suas medidas.	14
Figura 3. Área experimental no IDR de Santa Tereza do Oeste – PR e disposição da calha coletora.	16
Figura 4. Precipitação diária acumulada nos dias coletados.....	18
Figura 5. Processo de Descoberta de Conhecimento em Banco de Dados. Adaptado de Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth (1996).	19
Figura 6. Exemplo de ajuste de curva para massa seca da palha durante o ciclo de soja de 2017, na parcela 9, faixa não compactada.	21
Figura 7. Exemplo de eliminação do ponto discrepante (em vermelho) durante o ciclo de milho de 2019, na parcela 2, faixa não compactada. Sendo (a) o ajuste antes da eliminação, com baixo R^2 de 0,046 e (b) o ajuste após a eliminação do ponto discrepante, com a subida do R^2 para 0,9083.....	22
Figura 8. Recorte da base de dados, sendo (a) a base original e (b) a adição de novas variáveis processadas por meio de algoritmo computacional.....	23
Figura 9. Gráfico computado em R pela função <code>boxcox()</code> do pacote MASS, em que mostra a máxima verossimilhança do parâmetro λ	24
Figura 10. Boxplots das perdas de água, solo e nutrientes por escoamento, com os dados já processados para serem utilizados na análise de regressão.	40
Figura 12. Matriz de correlação linear de Pearson e seu intervalo de confiança (95%) entre as variáveis, comparando com as perdas de água. As cores azul e vermelha representam a correlação positiva e negativa, respectivamente. Na diagonal principal estão as curvas de densidade para cada variável.....	41
Figura 14. Matriz de correlação linear de Pearson e seu intervalo de confiança entre as variáveis, comparando com as perdas de solo. As cores azul e vermelha representam a correlação positiva e negativa, respectivamente. Na diagonal principal estão as curvas de densidade para cada variável.....	43
Figura 16. Matriz de correlação linear de Pearson e seu intervalo de confiança entre as variáveis, comparando com as perdas de Cálcio. As cores azul e vermelha representam a correlação positiva e negativa, respectivamente. Na diagonal principal estão as curvas de densidade para cada variável.....	46
Figura 18. Matriz de correlação linear de Pearson e seu intervalo de confiança entre as variáveis, comparando com as perdas de Magnésio. As cores azul e vermelha representam a correlação positiva e negativa, respectivamente. Na diagonal principal estão as curvas de densidade para cada variável.....	48
Figura 20. Matriz de correlação linear de Pearson e seu intervalo de confiança entre as variáveis, comparando com as perdas de Fósforo. As cores azul e vermelha representam a correlação positiva e negativa, respectivamente. Na diagonal principal estão as curvas de densidade para cada variável.....	51
Figura 22. Matriz de correlação linear de Pearson e seu intervalo de confiança entre as variáveis, comparando com as perdas de Potássio. As cores azul e vermelha representam a correlação positiva e negativa, respectivamente. Na diagonal principal estão as curvas de densidade para cada variável.....	53

Figura 24. Primeiro design do simulador, com mecanismo de declive na parte inferior.	65
Figura 25. Desenho recente do simulador, com mecanismo de declive por meio de uma talha manual por trás da caixa de solo e de rodízios fixos de nylon sobre um trilho.	66
Figura 26. Comparativo entre jatos de cone oco (a), de jato leque (b) e cone cheio (c).	68
Figura 27. Circuito hidráulico do simulador de chuvas em regime contínuo.	69
Figura 28. Filtro, manômetro e sensor de vazão conectados com a linha de água do simulador de chuvas.	70
Figura 29. Recipientes para coleta de distribuição de chuva.	71
Figura 30. Datalogger para coleta de dados por sensores. Desenvolvido pelo mestre Édipo Alexandre Pereira Carneiro.	72
Figura 31. Sensor ultrassônico para medir o volume de água.	73
Figura 32. Teste de calibração dos sensores de umidade.	74
Figura 33. Processo da construção da caixa de solo com sensores de umidade. ...	75
Figura 34. Raio-x da caixa de solo, mostrando a posição relativa de cada sensor. .	76
Figura 35. Secagem da caixa de solo com lâmpadas infravermelhas.	77
Figura 36. Coleta de perda de água e solo com simulador de chuvas.	78
Figura 37. Representação conceitual das Equações (66) em (a) e (67) em (b). As regiões hachuradas apresentam o mesmo valor de área F_{tp} . f_{ct} : capacidade de infiltração; ret : intensidade de chuva; t_p : tempo que inicia o empoçamento; t_1 : tempo necessário para a capacidade de infiltração acumulada ser equivalente a F_{tp} : infiltração acumulada no tempo t_p ; $\Delta t = t_p - t_1$	89
Figura 38. Deslocamento da curva de capacidade de infiltração.	90
Figura 39. Leitura do sensor ultrassônico, com dados já convertidos para unidade de volume, respectivo ao experimento de cobertura de palha igual a 10 t ha^{-1}	96
Figura 40. Leitura do sensor ultrassônico após suavização por média móvel condicional.	97
Figura 41. Curva de intensidade de chuva ao longo de 20 minutos de aplicação de jato de água, respectivo ao experimento de cobertura de palha igual a 10 t ha^{-1}	97
Figura 42. Faixa de intensidade de chuva de acordo com a pressão do bico.	99
Figura 43. Gráfico polar da distribuição de chuvas (mL) para pressões de 10, 30 e 50 mca usando o bico FullJet.	100
Figura 44. Ajuste linear dos sensores de umidade em Latossolo argiloso testado.	100
Figura 45. Escoamento na calha com solo coberto (a) e descoberto (b).	101
Figura 47. Ajustes de curvas da descarga unitária do escoamento, comparando-se os três níveis de cobertura de palha e os modelos de Philip e de Kostiaikov.	104

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Composição granulométrica ¹ do solo nas camadas de 0-0,1; 0,1-0,2 e 0,2-0,3 m da área experimental do IDR/Santa Tereza (valores médios de 3 repetições)	12
Tabela 2. Caracterização química do solo nas camadas de 0-0,05; 0,05-0,1; 0,1-0,2 e 0,2-0,4 m da área experimental (valores médios de todos os tratamentos).....	12
Tabela 3. Tratamentos envolvendo espécies “recuperadoras” de estrutura e alterações de manejo no SPD.....	13
Tabela 4. Variáveis de interesse ao estudo e suas respectivas siglas e unidades de medida	20
Tabela 5. Valores médios da densidade do solo em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (Faixa compactada).....	27
Tabela 6. Valores médios da porosidade total em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (Faixa compactada)	28
Tabela 7. Valores médios da macroporosidade em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (Faixa compactada).....	29
Tabela 8. Valores médios da microporosidade em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (Faixa compactada).....	30
Tabela 9. Valores médios de condutividade hidráulica saturada (Ksat) em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (Faixa compactada).....	30
Tabela 10. Valores médios de densidade do solo (g cm^{-3}) em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (Faixa não compactada).....	31
Tabela 11. Valores médios de porosidade total em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (Faixa não compactada).....	32
Tabela 12. Valores médios de microporosidade em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (Faixa não compactada).....	33
Tabela 13. Valores médios de macroporosidade em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (Faixa não compactada).....	33
Tabela 14. Valores médios de condutividade hidráulica saturada (ksat) em um Latossolo argiloso sob SPD envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (Faixa não compactada)	34
Tabela 15. Coeficientes dos modelos de predição para massa seca da palha (t ha^{-1}), na estrutura da Equação (8), durante o cultivo de soja de 2017-2018	35
Tabela 16. Coeficientes dos modelos de predição para massa seca da palha (t ha^{-1}) durante o cultivo de milho de 2018.....	36
Tabela 17. Coeficientes dos modelos de predição para massa seca da palha (t ha^{-1}) durante o cultivo de soja de 2018-2019	37

Tabela 18. Coeficientes dos modelos de predição para massa seca da palha ($t\ ha^{-1}$) durante o cultivo de milho de 2019.....	38
Tabela 19. Estatística descritiva das perdas de água, solo e nutrientes para todos os tratamentos e dias de coleta durante os dois anos de cultivo	39
Tabela 20. Eliminação das variáveis para o modelo de perdas de água pelo método do <i>Stepwise</i> , indicando as variáveis retiradas em cada passo e seu respectivo AIC	42
Tabela 21. Coeficientes do modelo para perdas de água com as variáveis selecionadas	42
Tabela 22. Métricas de desempenho para o modelo de perdas de água	42
Tabela 23. Análise de variância (ANOVA) da regressão para o modelo de perdas de água	43
Tabela 24. Teste de falta de ajuste para o modelo de perdas de água	43
Tabela 25. Eliminação das variáveis para o modelo de perdas de solo pelo método do <i>Stepwise</i> , indicando as variáveis retiradas em cada passo e seu respectivo AIC	44
Tabela 26. Coeficientes do modelo para perdas de solo com as variáveis selecionadas	44
Tabela 27. Métricas de desempenho para modelo de perdas de solo.....	45
Tabela 28. Análise de variância (ANOVA) da regressão para o modelo de perdas de solo.....	45
Tabela 29. Teste de falta de ajuste para o modelo de perdas de solo.....	45
Tabela 30. Eliminação das variáveis para o modelo de perdas de Cálcio pelo método do <i>Stepwise</i> , indicando as variáveis retiradas em cada passo e seu respectivo AIC	46
Tabela 31. Coeficientes do modelo para perdas de Cálcio com as variáveis selecionadas	47
Tabela 32. Métricas de desempenho para modelo de perdas de Cálcio	47
Tabela 33. Análise de variância (ANOVA) da regressão para o modelo de perdas de Cálcio	47
Tabela 34. Teste de falta de ajuste para o modelo de perdas de Cálcio	48
Tabela 35. Eliminação das variáveis para o modelo de perdas de Magnésio pelo método do <i>stepwise</i> , indicando as variáveis retiradas em cada passo e seu respectivo AIC	49
Tabela 36. Coeficientes do modelo para perdas de Magnésio com as variáveis selecionadas	49
Tabela 37. Métricas de desempenho para modelo de perdas de Magnésio.....	49
Tabela 38. Análise de variância (ANOVA) da regressão para o modelo de perdas de Magnésio.....	49
Tabela 39. Teste de falta de ajuste para o modelo de perdas de Magnésio.....	50
Tabela 40. Eliminação das variáveis para o modelo de perdas de Fósforo pelo método do <i>stepwise</i> , indicando as variáveis retiradas em cada passo e seu respectivo AIC.....	51
Tabela 41. Coeficientes do modelo para perdas de Fósforo com as variáveis selecionadas	51
Tabela 42. Métricas de desempenho para modelo de perdas de Fósforo	51
Tabela 43. Análise de variância (ANOVA) da regressão para o modelo de perdas de Fósforo	52
Tabela 44. Teste de falta de ajuste para o modelo de perdas de Fósforo	52

Tabela 45. Eliminação das variáveis para o modelo de perdas de Potássio pelo método do <i>stepwise</i> , indicando as variáveis retiradas em cada passo e seu respectivo AIC.....	53
Tabela 46. Coeficientes do modelo para perdas de Potássio com as variáveis selecionadas	54
Tabela 47. Métricas de desempenho para modelo de perdas de Potássio	54
Tabela 48. Análise de variância (ANOVA) da regressão para o modelo de perdas de água	54
Tabela 49. Teste de falta de ajuste para o modelo de perdas de água	54
Tabela 50. Variáveis selecionadas pelo método <i>stepwise</i> para cada modelo. A ordem alfabética (em coluna) representa a ordem decrescente da correlação linear de Pearson entre as variáveis. Os sinais representam a correlação positiva (+) e negativa (-)	55
Tabela 51. Especificação técnica do bico escolhido de modelo Quick FullJet – QGA	68
Tabela 52. Médias de densidade de solo coletadas durante dois anos para cada camada do IAPAR – Santa Tereza do Oeste.....	75
Tabela 53. Variáveis de interesse ao estudo e suas respectivas siglas, unidades de medida e modo de entrada.....	94
Tabela 54. Classificação do Coeficiente de Distribuição para cada pressão avaliada	99
Tabela 55. Coeficientes de ajuste para leitura do sensor de vazão ($cm^3 h^{-1}$).....	101
Tabela 56. Coeficientes de ajuste para leitura do sensor ultrassônico (cm^3)	101
Tabela 57. Perdas de solo em três diferentes declives e o teste de comparação de médias.....	102
Tabela 58. Teste de comparação de média da perda de água ($mL min^{-1}$) com o uso de simulador de chuvas desenvolvido.....	103
Tabela 59. Coeficientes de modelo de transporte de água para níveis de cobertura de palha ($t ha^{-1}$) e suas métricas de erro	103

CHANG, Pablo Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Agosto de 2022.
Modelagem matemática do escoamento superficial sob o efeito da cobertura vegetal em um Latossolo argiloso. Orientador: Prof. Dr. Deonir Secco.
Coorientadores: Prof. Dr. Rogério Luis Rizzi e Prof^{fa}. Dra. Araceli Ciotti de Marins.

RESUMO

O arraste de partículas de solo e nutrientes por escoamento superficial pode comprometer substancialmente a produtividade agrícola. A modelagem estatística e matemática é uma ferramenta que pode ser utilizada para estimar as perdas de água, solo e nutrientes de acordo com o manejo de solo. Esta tese foi dividida em dois capítulos com estratégias distintas para modelar o escoamento superficial. No Capítulo 1 foi realizada uma modelagem estatística com dados de perdas de água, solo e nutrientes, coletados em campo durante os anos de 2017 a 2020 de safras de soja e de milho na área experimental do Instituto de Desenvolvimento Rural do Paraná (IDR-Paraná), polo regional de Santa Tereza do Oeste. Foram construídos modelos de regressão que relacionam variáveis de intensidade de chuva, densidade do solo, macroporosidade, massa seca da palha, declividade do terreno e cultivo de soja ou milho. O Capítulo 2 tem como foco a modelagem semiempírica, com cálculos na equação cinemática da onda, aplicada a dados obtidos por meio de um simulador de chuvas. No modelo adaptado foram avaliados três níveis de cobertura de palha, comparando o uso de modelo de Philip e de Kostiakov. O simulador, desenvolvido e construído para esta e futuras pesquisas na área, possui sistema de talha manual para alterar a inclinação do solo, além de ser equipado para realizar leituras eletrônicas de vazão e umidade do solo. Os resultados do Capítulo 1 mostraram que os ajustes para cobertura de palha apresentaram boa estimativa e as maiores perdas estão relacionadas com o tipo de cultivo e cobertura de palha e maiores níveis de compactação geram maiores perdas por erosão. Enquanto os resultados do Capítulo 2 mostraram que o simulador construído mostrou alto potencial para o estudo da erosão do solo. A utilização do modelo de Kostiakov no escoamento superficial demonstrou melhor ajuste aos dados em relação ao modelo de Philip.

"O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001

PALAVRAS-CHAVE: erosão hídrica; modelos matemáticos; simulador de chuva.

CHANG, Pablo. Western Paraná State University, September 2021. **Mathematical modeling of runoff under the effect of vegetation cover in a clayey Oxisol.**
Advisor: Prof. Dr. Deonir Secco. Co-advisors: Prof. Dr. Rogério Luis Rizzi and Prof. Dr. Araceli Ciotti de Marins.

ABSTRACT

The dragging of soil particles and nutrients by surface runoff can substantially compromise agricultural productivity. Statistical and mathematical modeling is a tool that can be used to estimate water, soil, and nutrient losses according to soil management. This thesis was divided into two chapters with different strategies to model surface runoff. In Chapter 1, a statistical modeling was carried out with data on water, soil and nutrient losses, collected in the field during the years 2017 to 2020 of soybean and corn crops in the experimental area of the Instituto de Desenvolvimento Rural do Paraná (IDR-Paraná), regional hub of Santa Tereza do Oeste. Regression models were constructed that relate variables of rainfall intensity, soil density, macroporosity, straw dry mass, terrain slope and soybean or corn cultivation. Chapter 2 focuses on semi-empirical modeling, with calculations in the kinematic equation of the wave, applied to data obtained through a rainfall simulator. In the adapted model, three levels of straw coverage were evaluated, comparing the use of Philip's and Kostiakov's models. The simulator, developed and built for this and future research in the area, has a manual hoist system to change the slope of the soil, in addition to being equipped to perform electronic readings of flow and soil moisture. The results of Chapter 1 showed that the adjustments for straw cover presented a good estimate, and the highest losses are related to the type of crop and straw cover and higher levels of compaction generate higher erosion losses. While the results of Chapter 2 showed that the built simulator showed high potential for the study of soil erosion. The use of the Kostiakov model in surface runoff showed a better fit to the data in relation to the Philip model.

"This study was financed in part by the Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Finance Code 001"

KEYWORDS: water erosion; mathematical models; rain simulator.

ÍNDICE

LISTA DE FIGURAS.....	vi
LISTA DE TABELAS	viii
RESUMO.....	xi
ABSTRACT.....	xii
INTRODUÇÃO	1
HIPÓTESES.....	2
CAPÍTULO 1	3
RESUMO.....	3
ABSTRACT.....	4
1. INTRODUÇÃO	5
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	6
2.1 O Sistema Plantio Direto (SPD).....	6
2.2 Palhada na superfície do solo	7
2.3 A compactação do solo em Latossolos de textura argilosa	8
2.4 Perdas de água, solo e nutrientes por erosão	8
2.5 Modelagem estatística do escoamento superficial da água	10
3. MATERIAL E MÉTODOS.....	12
3.1 Localização e descrição da área de estudo.....	12
3.2 Unidades experimentais.....	13
3.3 Determinação das propriedades físicas	15
3.4 Coleta de água, solo e nutrientes	16
3.5 Coleta de palha.....	17
3.6 Dados de declividade das parcelas.....	17
3.7 Semeadura e colheita das culturas da soja e do milho	17
3.8 Dados pluviométricos durante o ciclo da soja.....	17
3.9 Análise estatística.....	18
3.9.1. Preparação dos dados.....	18
3.9.2. Modelos de predição de massa de palha	20
3.9.3. Relação entre as variáveis	23
3.9.4. Transformação Box-Cox.....	23
3.9.5. Simplificação do modelo.....	24
3.9.6. Regressão Múltipla modificada.....	25
3.9.7. Validação dos modelos.....	26
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	27
4.1 Propriedades físicas do solo	27
4.2 Modelos de cobertura de palha	34
4.3 Relação entre as variáveis utilizadas para os modelos.....	39
4.4 Perda de água	40
4.5 Perda de solo	43
4.6 Perda de Cálcio	45
4.7 Perda de Magnésio	48
4.8 Perda de Fósforo.....	50
4.9 Perda de Potássio	52
4.10 Comparações entre os modelos de perdas de água, solo e nutrientes	
55	
5. CONCLUSÕES	57
CAPÍTULO 2.....	58

RESUMO.....	58
ABSTRACT.....	59
1. INTRODUÇÃO	60
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	61
2.1 Modelos semiempíricos para o estudo da erosão	61
2.2 Simuladores de chuva	61
2.3 Aplicação de modelos matemáticos com chuvas simuladas	63
3. MATERIAL E MÉTODOS.....	65
6.1. Construção de um simulador de chuvas	65
6.1.1. Estrutura metálica.....	65
6.1.2. Sistema hidráulico	67
6.1.3. Sistema de automação de aquisição de dados	71
6.2. Avaliação de performance do simulador de chuvas.....	74
6.2.1. Preparação de solo e palha.....	74
6.2.2. Coleta de água e solo por escoamento superficial	77
6.3. Modelagem matemática.....	79
6.3.1. Equação da conservação da massa em uma dimensão	79
6.3.2. Equação da quantidade de movimento	80
6.3.3. Onda cinemática e a fórmula de Manning	81
6.3.4. Modelo do transporte de água por escoamento	85
6.3.5. Solução para o transporte de água por escoamento	86
6.3.6. Transporte de água no perfil do solo	88
6.4. Aplicação do modelo com diferentes níveis de palha	94
6.4.1. Experimento com simulador de chuvas	94
6.4.2. Pré-processamento dos dados de sensores	95
6.4.3. Suavização por média móvel condicional.....	95
6.4.4. Ajuste de curvas	98
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	99
7.1. Calibração hidráulica.....	99
7.2. Calibração dos sensores.....	100
7.3. Avaliação de performance do simulador de chuvas.....	101
7.4. Ajuste de curvas	103
5. CONCLUSÕES	106
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	107
Apêndice 1	114
Apêndice 2	130
Apêndice 3	131
Apêndice 4	133

INTRODUÇÃO

A erosão hídrica, considerada como o arraste de partículas do solo pelo escoamento superficial, tem chamado atenção (MARIOTI et al., 2013). Os efeitos para o solo e plantas são severos, visto que a perda de solo, água e nutrientes pelo escoamento superficial podem resultar na degradação de nutrientes e matéria orgânica, com redução da fertilidade química, física e biológica (OLIVEIRA et al., 2015).

Entre os fatores que aceleram o processo da erosão, a ação antrópica é a mais evidente. Contudo, é relevante avaliar as modificações da qualidade estrutural do solo, provenientes das práticas de manejo do solo (GUIMARÃES et al., 2013). Desta forma, é importante adotar medidas apropriadas de uso e manejo do solo visando a sua sustentabilidade agrícola (CÂNDIDO et al., 2014).

Vários estudos que avaliam as perdas de água e solo utilizam chuvas simuladas ou naturais para estudar a dinâmica do processo erosivo (DENG; LIMA; JUNG, 2008; CARVALHO et al., 2015; ALMEIDA et al., 2016) e, ao longo do tempo, têm contribuído muito para a compreensão deste assunto e o planejamento de práticas conservacionistas (MIGUEL et al., 2014). Nessa direção, os modelos de previsão possuem o melhor custo-benefício para prever impactos extremos do clima na colheita, deslizamentos de terras, secas históricas e inundações (MELLO et al., 2016).

Desse modo, o objetivo principal do presente trabalho foi construir modelos estatísticos e matemáticos por meio de dados coletados em campo e por um simulador de chuvas. Para isso, a tese foi dividida em dois capítulos. O Capítulo 1 trata dos dados coletados em campo, com o uso de ferramentas estatísticas; e o Capítulo 2 se volta à construção de um simulador de chuvas e sua utilização é em modelos mecanísticos e em equações diferenciais.

A contribuição inédita deste projeto na área científica será de: 1) desenvolver um novo simulador de chuvas e 2) complementar os modelos físicos desenvolvidos por Tao, Wu e Wang (2017) com a variável de cobertura vegetal, aplicado em um Latossolo argiloso em cultura de milho.

Assim, com esta pesquisa, espera-se que os modelos desenvolvidos possam gerar ações norteadoras de manejo do solo. Minimizando a perda de água, solo e nutrientes da cultura da soja e de milho.

HIPÓTESES

- Hipótese 1: o ajuste polinomial é um bom indicativo para prever cobertura de palha ao longo do tempo e possibilitar a determinação de dados para modelos de escoamento superficial.
- Hipótese 2: a modelagem da perda de água, solo e nutrientes com a transformação inversa de Box-Cox é eficiente para o ajuste de dados não normais.

CAPÍTULO 1

MODELOS ESTATÍSTICOS DAS PERDAS DE ÁGUA, SOLO E NUTRIENTES EM LATOSSOLO ARGILOSO SOB SISTEMA PLANTIO DIRETO

CHANG, Pablo. Universidade Estadual do Oeste do Paraná, agosto de 2022.

Modelos estatísticos das perdas de água, solo e nutrientes em um Latossolo argiloso sob Sistema Plantio Direto. Orientador: Prof. Dr. Deonir Secco.

Coorientadores: Prof. Dr. Rogério Luis Rizzi e Prof^ª. Dra. Araceli Ciotti de Marins.

RESUMO

A erosão hídrica é umas das principais formas de degradação do solo que pode comprometer a qualidade física, química e biológica da camada superficial. O objetivo deste trabalho foi construir modelos estatísticos para estimar perdas de água, solo e nutrientes e avaliar os fatores que mais contribuem com essas perdas em um Latossolo com textura argilosa, no oeste paranaense. A área experimental está localizada no Instituto de Desenvolvimento Rural do Paraná (IDR-Paraná), polo regional de Santa Tereza do Oeste. Foram coletados dados de 2 anos, durante os cultivos de soja e de milho, sendo realizadas coletas de material escoado a cada precipitação, comparando-se com o estado estrutural do solo e massa seca da palha. Os dados de cobertura de palha para cada dia de coleta de chuva foram estimados a partir de ajustes polinomiais de grau 3. A partir disso, foram desenvolvidos modelos de regressão linear múltipla com dados transformados pelo método de Box-Cox e por meio de algoritmo computacional em R, que relacionam as variáveis de interesse ao estudo: intensidade de chuva, densidade do solo, macroporosidade, massa seca da palha, declividade do terreno e tipo de cultivo. Os resultados mostraram que os ajustes para cobertura de palha apresentaram uma boa estimativa. Os modelos construídos para as perdas por escoamento foram todos significativos a 5%. As maiores perdas estão relacionadas ao tipo de cultivo e cobertura de palha; e maiores níveis de compactação geram maiores perdas por erosão.

“O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001”

PALAVRAS-CHAVE: erosão hídrica; regressão linear múltipla; modelagem estatística.

CHANG, Pablo. Western Paraná State University, September 2021. **Statistical models of water, soil, and nutrient losses in a clayey Oxisol under no-tillage system.** Advisor: Prof. Dr. Deonir Secco. Co-advisors: Prof. Dr. Araceli Ciotti de Marins and Prof. Dr. Rogério Luis Rizzi.

ABSTRACT

Water erosion is one of the main forms of soil degradation that can compromise the physical, chemical, and biological quality of the surface layer. The objective of this work was to build statistical models to estimate water, soil, and nutrient losses and to evaluate factors that most contribute to these losses in an Oxisol with clay texture in western Paraná. The experimental area is located at the Paraná Rural Development Institute (IDR-Paraná), Santa Tereza do Oeste regional center. Data from 2 years were collected, during soybean and corn crops. Collection of material drained at each rainfall was carried out and compared with the structural state of the soil and dry mass of the straw. The straw cover data for each day of rain collection were estimated from polynomial adjustments of degree 3. From this, multiple linear regression models were developed with data transformed by the Box-Cox method and by means of a computational algorithm in R, which relate the variables of interest to the study: rainfall intensity, soil density, macroporosity, straw dry mass, terrain slope and type of cultivation. The results showed that the adjustments for straw cover presented a good estimate. The models built for the runoff losses were all significant at 5%. The greatest losses are related to the type of cultivation and straw cover, and higher levels of compaction generate higher erosion losses.

“This work was carried out with the support of the Coordination for the Improvement of Higher Education Personnel - Brazil (CAPES) - Financing Code 001”

KEYWORDS: water erosion; multiple linear regression; statistical modeling.

1. INTRODUÇÃO

Cada vez mais os produtores rurais estão preocupados com suas ações de manejo do solo, visando maior produção de grãos com maior qualidade e com menores impactos negativos ao ambiente. Dentre as práticas de manejo está o Sistema Plantio Direto (SPD), que inclui a rotação de culturas, manutenção da palha na superfície e o não revolvimento do solo para preservar a sua qualidade estrutural. Porém, atualmente, o SPD não tem sido bem implementado nas lavouras e o principal problema ao realizar práticas inadequadas está na formação de alto estado de compactação, principalmente nas camadas de 0,1 a 0,2 m de profundidade (SANTOS et al., 2019).

Com alto estado de compactação e pouca manutenção da palha, muito visto na prática de manejo inadequada, é esperado que ocorra maior processo de arraste de material superficial do solo, o que pode acarretar perdas dos nutrientes necessários às plantas e menor disponibilidade de água no perfil do solo, isto é, um maior empobrecimento do solo (MENDONÇA et al., 2015).

Assim, o objetivo deste trabalho foi construir modelos estatísticos para estimar perdas de água, solo e nutrientes e avaliar fatores que mais contribuem para as perdas em um Latossolo com textura argilosa no oeste paranaense. Os resultados servirão de apoio para demais estudos da região e melhorias na prática de manejo do solo. Ainda, os algoritmos computacionais desenvolvidos podem ser reutilizados para novas coletas em diferentes tipos de cultivo, duração e técnicas de manejo.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 O Sistema Plantio Direto (SPD)

Nenhuma outra forma de manejo apresentou tantos benefícios quanto o SPD, desde o fim de dos anos 1960, sendo uma técnica em uso no Brasil pelos produtores por proporcionar lucros abundantes na economia e melhorias na conservação do solo e disponibilidade da água (DIAS, 2014). Esse sistema é o grande responsável pelo aumento significativo da produtividade agrícola no país (COSTA et al., 2015).

Os resultados positivos podem ser explicados justamente por promover maior acúmulo de área foliar e biomassa (FREITAS et al., 2017), além de proporcionar maiores níveis de nitrogênio pelo alto grau de adubação nitrogenada (REIS et al., 2017).

O SPD inclui os três pilares: o mínimo revolvimento do solo, a cobertura permanente e a rotação de culturas. A rotação de culturas, que consiste em rotação de espécies diversificadas ao longo do tempo, uma após a outra, só foi adotada em meados dos anos de 1980 (DIAS, 2014). A importância dessa prática está na inclusão de espécies com diferentes sistemas radiculares, o que contribui para a recuperação da estrutura do solo na faixa compactada (COSTA et al., 2015).

Estima-se que apenas 10% das áreas sob SPD seguem corretamente as técnicas preconizadas pelos profissionais, entre elas, a rotação de culturas, a cobertura permanente do solo e o preparo do solo (OLIVEIRA et al., 2021). Além disso, o fator de quantidade e qualidade de palha é muitas vezes negligenciado (SILVA et al., 2017), o que pode comprometer os efeitos positivos que o SPD deveria proporcionar.

Áreas em que SPD é implementado têm apresentado problemas como compactação do solo e erosão hídrica – como observados pelos pesquisadores da Embrapa –, tendo como principal causa a simplificação de procedimentos (DIAS, 2014).

A compactação do solo pode ser definida como o incremento na densidade devido à aplicação de cargas ou pressão em condições de umidade alta (SZYMCZAK et al., 2014). Na prática agrícola, ela é causada pela sucessiva pressão de tráfego de máquinas agrícolas referentes à semeadura, aplicação de fertilizantes e defensivos, colheita e transporte. Pela baixa mobilização no solo em SPD, tal efeito nas camadas superficiais está ocorrendo em maior intensidade e em maior extensão

(NASCIMENTO et al., 2016), fazendo com que o problema de compactação seja mais grave do que foi no sistema convencional de cultivo (GUBIANI et al., 2015).

No trabalho de Mazurana et al. (2017), os resultados mostraram que, independentemente do tipo de solo, a densidade e a macroporosidade foram os fatores mais afetados pelo uso agrícola em SPD. Portanto, a compactação está mais ligada ao sistema de manejo e menos às características mineralógicas.

Em vários lugares, algumas técnicas estão sendo adotadas para reduzir os efeitos do tráfego de máquinas (MORAES et al., 2018). Sampietro, Lopes e Reichert (2015), ao avaliarem a influência da umidade na compactação de um Neossolo Regolítico submetido ao tráfego de *Feller buncher* e do *Skidder*, observaram que o aumento da umidade do solo resultou no incremento da densidade.

Portanto, a umidade do solo é um fator essencial a ser considerado para a escolha do momento adequado para o tráfego de máquinas agrícolas sobre o campo. Além disso, outro fator está ligado à frequência de tráfego (DRESCHER et al., 2017), já que a compactação é causada pela pressão sucessiva ao solo, sendo necessário a moderação na quantidade de passadas de máquinas agrícolas sobre a área cultivada.

2.2 Palhada na superfície do solo

Um fator essencial no SPD é o não revolvimento do solo (HERRADA; LEANDRO; FERREIRA, 2017), sendo mantido os resíduos orgânicos da cultura anterior. A palhada do milho, por exemplo, apresenta relação Carbono/Nitrogênio (C/N) superior às leguminosas e possui uma velocidade de decomposição mais lenta, protegendo, assim, a superfície do solo por mais tempo contra a erosão hídrica causada pelo impacto das gotas de chuva (SILVA et al., 2017).

Além disso, a palhada presente na superfície possui um ótimo benefício às culturas semeadas em sucessão, permitindo melhorias na estrutura do solo, isto é, diminuição da compactação por amortecer e reduzir a pressão causada pelas rodas de máquinas agrícolas (COSTA et al., 2015), recuperação ou manutenção da qualidade do solo e estabilização da produtividade (HERRADA; LEANDRO; FERREIRA, 2017).

Dechen et al. (2015) apresentaram em suas pesquisas resultados de que quanto maior a cobertura do solo, menores foram as perdas de água, solo e nutrientes. Miguel et al. (2014) também observaram resultados significativos na diminuição de

taxas de perdas de solo em solos cobertos, com produção relativa de sedimentos de 0 a 15%, comparado a outros tratamentos.

2.3 A compactação do solo em Latossolos de textura argilosa

Apesar de o SPD se mostrar relevante como fator na compactação do solo, o Sul do Brasil – onde se predomina as classes de Latossolos, Argissolos, Cambissolos e Nitossolos – possui a tendência de compactar mais que outras regiões (DRESCHER et al., 2017). Afinal, mesmo sob condições idênticas de uso, diferentes classes de solo possuem habilidades distintas para suportar a carga (MAZURANA et al., 2017), podendo acentuar maior ou menor suscetibilidade à compactação (BROCH; KLEIN, 2017).

No trabalho de Broch e Klein (2017), ao avaliarem o efeito da composição granulométrica sob plantio direto, os resultados mostraram que a densidade do solo reduziu com o aumento de silte. Nessa direção, Mazurana et al. (2017) observaram que a resistência do solo à compactação foi maior em solo desenvolvido em basalto, seguido por aqueles desenvolvidos em arenito e granito.

Já o solo Latossolo Vermelho Distroférico com textura argilosa apresenta alto potencial de compactação, pois contém altos teores de óxido de Ferro, além de perfil mais homogêneo, textura argilosa a muito argilosa, e está agregado a um relevo plano a suave ondulada, portanto, com elevada aptidão para cultivos intensivos (SILVA; CASTRO, 2015).

Assim, devido a sua textura, solos Latossolos de textura argilosa manejados sob SPD são suscetíveis à compactação. Todavia, há evidências de que não sofrem um caminho irreversível, visto que possuem expressivo potencial de contração e expansão, sendo preciso utilizar boas práticas conservacionistas (GUBIANI et al., 2015).

2.4 Perdas de água, solo e nutrientes por erosão

A erosão é o processo que inclui remoção do solo por meio de agentes naturais erosivos, tais como água, gelo e vento (PANDEY et al., 2016). Uma forma de erosão que trata do escoamento superficial pela água da enxurrada e da deposição de partículas do solo, nutrientes e matéria orgânica, a erosão hídrica (DECHEN et al.,

2015), afeta, inclusive, as bacias hidrográficas de encosta, onde ocorre o acúmulo de sedimentos (MIGUEL et al., 2014).

O efeito das propriedades do solo na erosão é um assunto considerável na gestão ambiental em áreas agrícolas (OUYANG et al., 2018). O processo erosivo é influenciado pela erosividade da chuva, erodibilidade do solo e a cobertura vegetal, o qual contribui fortemente no controle da erosão hídrica (DECHEN et al., 2015). A camada superficial do solo é mais suscetível ao selamento superficial, definido como uma fina camada de partículas com adensamento, criando resistência à infiltração da água no perfil do solo (CÂNDIDO et al., 2014).

As gotículas de chuva, quando atingem a superfície, causam desagregação das partículas de solo, o que cria o selamento superficial. Dessa forma, reduz a capacidade de infiltração pelo fechamento dos poros superficiais, aumentando a retenção de água na superfície. No entanto, caso haja uma proteção vegetal, como a palhada, evita-se esse efeito de selamento superficial, dado que as gotas dissipam sua energia desagregante antes de chegar ao solo, o que facilita a absorção da água no perfil do solo (DECHEN et al., 2015).

Portanto, os trabalhos relacionados à erosão são de suma importância, visto que as estratégias de conservação de solo e água são pouco aplicadas (KEESSTRA et al., 2016). Rodrigues et al. (2015) simularam a chuva em parcelas experimentais com e sem cobertura vegetal e o solo descoberto apresentou um aumento de 98,09% de sedimentos perdidos comparados às condições de solo com cobertura.

Comparações entre cultivo em nível, cultivo morro abaixo e solo exposto foram apresentados em Carvalho et al. (2015), os quais concluíram que o sistema de preparo do solo em nível apresentou uma redução de 59,7% de perda de água e 86,6% de perda de solo, quando comparados ao solo exposto.

Em relação à perda de nutrientes, Oliveira et al. (2015) observaram em seus experimentos que foram encontradas altas perdas nos sedimentos de erosão hídrica. Dechen et al. (2015) estimaram, em seus estudos, perdas de 16% de P_2O_5 e 8% de KCl em relação à quantidade recomendada de fertilizantes.

Assim, as perdas de nutrientes por escoamento superficial causam um empobrecimento do solo e também na contaminação dos ambientes por conterem substâncias tóxicas advindas de pesticidas (MENDONÇA et al., 2015). Além disso, provocam impactos negativos na qualidade das águas mananciais e subterrâneas,

bem como queda na produtividade agrícola (BRAMORSKI; TRIVELIN; CRESTANA, 2015).

Ambientalmente, a erosão causa problemas como assoreamento, inundações e, pelo lado financeiro, aumenta os gastos com adubação química (MARIOTI et al., 2013). Gao et al. (2015), ao avaliarem níveis de perdas de solo, incluindo o tratamento não erodido, observaram uma redução de 5,97% de rendimento de grãos para cada 10 cm de solo erodido, o que comprova a redução da produtividade no campo devido à degradação da terra (PANDEY et al., 2016).

2.5 Modelagem estatística do escoamento superficial da água

Muitos dos trabalhos científicos relacionados à erosão hídrica tendem a buscar modelos de perdas de solo para poder recomendar práticas conservacionistas e, por sua vez, reduzir as perdas ao máximo (EDUARDO et al., 2013). Os modelos que estudam os processos físicos são classificados em três tipos: empírico, semiempírico e mecanísticos (PANDEY et al., 2016).

Como exemplo dos modelos empíricos temos a Equação Universal da Perda de Solo (USLE), assim como modelos mais complexos e baseados na Física, como o Projeto da Predição de Água da Erosão (WEPP) (VANWALLEGHEM et al., 2017).

Este capítulo terá como enfoque os modelos empíricos, que estão relacionados com ensaios experimentais de campo ou laboratório. Por levarem em consideração as condições locais do experimento, são os mais recomendados para representar a situação em campo (RÉUS; JÚNIOR; FONTENELE, 2014).

Na literatura, é observado que a maioria dos modelos apresentaram limitações relacionadas aos impactos de longo prazo de diferentes mudanças de manejo do solo (MELLO et al., 2016), necessitando de quantidades de dados de longa duração e de diferentes áreas com práticas variadas. Em muitos casos, também, não são considerados em modelos de erosão as variáveis que afetam a produtividade das culturas, principalmente aqueles que mudam a erodibilidade do solo (VANWALLEGHEM et al., 2017).

A vantagem de se utilizar modelos empíricos está em sua facilidade de uso, quando comparados aos modelos mecanísticos que, por sua vez, apresentam requisitos de dados de entrada extensivos e até complexidade do próprio modelo para sua aplicação (PANDEY et al., 2016).

Uma das técnicas mais utilizadas para se trabalhar com modelos empíricos é a análise de Regressão Linear Múltipla (RLM). É uma ferramenta estatística que analisa a relação entre uma única variável dependente e várias variáveis independentes, cujo objetivo é prever os valores da variável dependente. O conjunto de variáveis predictoras se tornam a variável estatística de regressão, sendo uma combinação linear das variáveis independentes que melhor prevê a variável dependente (HAIR et al., 2009).

Em estudo para verificar a influência do total precipitado, precipitação antecedente e intensidade de precipitação no escoamento superficial, Alencar, Silva e Oliveira (2006) submeteram à análise de RLM para um conjunto de 187 dados. Por intermédio dos coeficientes de regressão, observaram que a variável intensidade de precipitação foi mais importante que a precipitação antecedente.

Neumann et al. (2019) também utilizaram técnicas de RLM para desenvolver modelo de predição de atributos do solo, usando dados de declividade de terreno, altitude, curvatura e índice topográfico de umidade. Os autores constataram que as propriedades do solo estimadas podem ser úteis, servindo de entrada para modelos de erosão hídrica, assim como de perdas de solo e nutrientes.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Localização e descrição da área de estudo

A área experimental está localizada no Instituto de Desenvolvimento Rural do Paraná (IDR-Paraná), polo regional de Santa Tereza do Oeste. O clima é classificado como subtropical mesotérmico superúmido, com temperatura média anual em torno de 19 °C. A pluviosidade média anual varia entre 1.800 e 2.000 mm. O relevo local é suavemente ondulado, com declividade variando de 0,21 a 5,41% e o solo é classificado como Latossolo Vermelho Distroférico típico, com textura argilosa a muito argilosa (EMBRAPA, 2018).

As coletas foram realizadas durante a safra 2017/2018 e 2019/2020 com a cultura de soja e durante a safra 2018 e 2019 com a cultura de milho. As proporções relativas das frações areia, silte e argila nas camadas de 0-0,1; 0,1-0,2 e 0,2-0,3 m são apresentadas na Tabela 1:

Tabela 1. Composição granulométrica¹ do solo nas camadas de 0-0,1; 0,1-0,2 e 0,2-0,3 m da área experimental do IDR/Santa Tereza (valores médios de 3 repetições)

Camada (m)	Granulometria		
	Areia	Argila	Silte
0,0-0,1	44,9	561,1	394,1
0,1-0,2	38,7	641,9	319,4
0,2-0,3	24,7	706,2	269,1
Média	36,1	636,4	327,5

¹Método da pipeta, conforme USDA-Soil Conservation Service. Soil Survey Investigations Report n.1. Whashington, 1972. 63 p.

A caracterização química do solo (

Tabela 2) foi realizada por meio de amostras deformadas das camadas 0-0,05; 0,05-0,10; 0,10-0,20 e 0,20-0,40 m de cada tratamento, com duas repetições. As análises foram feitas em laboratório de solos do IAPAR/Santa Tereza do Oeste.

Tabela 2. Caracterização química do solo nas camadas de 0-0,05; 0,05-0,1; 0,1-0,2 e 0,2-0,4 m da área experimental (valores médios de todos os tratamentos)

Camadas (m)	pH CaCl ₂	P (Mg dm ⁻³)	C (g dm ⁻³)	MO	Al ³⁺ H+Al Ca Mg K SB T V							
					(cmol _c dm ⁻³)							
0-0,05	5,4	38,3	32,0	55,1	0,0	4,9	6,8	2,7	1,0	10,4	15,3	67,7
0,05-0,10	5,1	27,2	27,9	48,1	0,1	6,6	4,9	2,2	0,7	7,7	14,3	53,5
0,1-0,20	4,8	26,4	25,6	44,1	0,3	7,9	3,7	1,7	0,5	5,9	13,8	42,8
0,20-0,40	4,6	9,2	22,8	39,2	0,5	8,5	2,6	1,4	0,4	4,4	12,9	33,9

SB: soma das bases; T: capacidade de troca de cátions; V: saturação por bases.

3.2 Unidades experimentais

Os 15 tratamentos (Tabela 3) foram dispostos em parcelas de 20x25 m, sendo 12 implantadas com espécies de cobertura vegetal “recuperadoras” de estrutura do solo (seis de verão e seis de inverno), e três com alterações do SPD (plantio direto tradicional, plantio direto com aplicação de gesso e plantio direto escarificado).

Tabela 3. Tratamentos envolvendo espécies “recuperadoras” de estrutura e alterações de manejo no SPD

Notação	Tratamentos
Espécies de cobertura/consórcios de verão	
T1	Milheto
T3	Guandu anão
T8	<i>Crotalaria juncea</i>
T9	Feijão guandu
T10	<i>Crotalaria spectabilis</i>
T13	Mucuna preta
Espécies de cobertura/consórcios de inverno	
T2	Aveia branca
T4	Aveia preta
T6	Centeio
T7	Aveia preta + nabo forrageiro
T12	Aveia preta + tremoço branco
T14	Aveia preta + ervilha forrageira
Alterações de manejo no SPD	
T5	Sistema plantio direto com escarificação até 0,3 m de profundidade
T11	Sistema plantio direto com aplicação de 3 t ha ⁻¹ de gesso em superfície
Ts15	Sistema plantio direto tradicional (Testemunha)

Observou-se em pesquisas anteriores, nesta mesma área, que o solo apresentava alta qualidade estrutural, com alto volume de matéria orgânica e rápida reestruturação do solo, resultando em tratamentos homogêneos estatisticamente. Por essa razão, compactou-se uma faixa em todos os tratamentos, exceto o T5 (parcela escarificada), por meio do rolo compactador, com o objetivo de diversificar os valores dos parâmetros físicos do solo e aumentar o repertório numérico para a modelagem estatística, totalizando, dessa forma, 29 tratamentos (Figura 1).

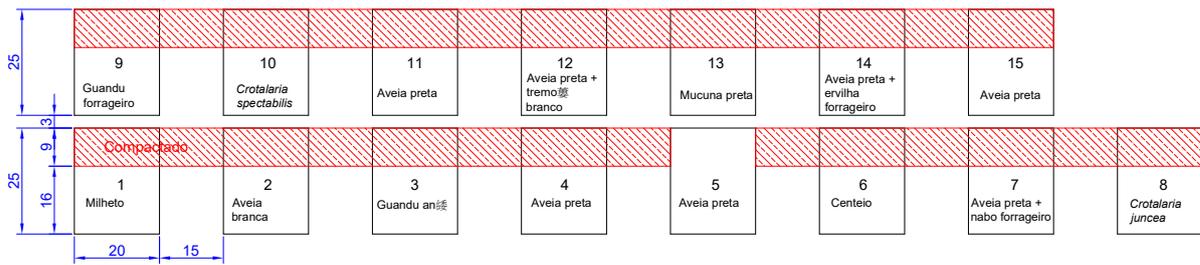


Figura 1. Croqui da área experimental com os seus respectivos tratamentos e faixas compactadas (área hachurada).
Fonte: Chang (2019).

Calhas coletoras (Figura 2 e 3) foram implantadas em cada tratamento. As dimensões são de 3,0×3,0 m, contornados por separadores de grama. Calhas de PVC de três metros de comprimento e 0,1 m de diâmetro foram alocadas no sentido da declividade do solo, de forma que a água escoada pudesse alcançar até os recipientes de plástico de 25 litros em um nível abaixo da superfície. Tais recipientes foram conectados às calhas por meio de mangueiras 3/4”.

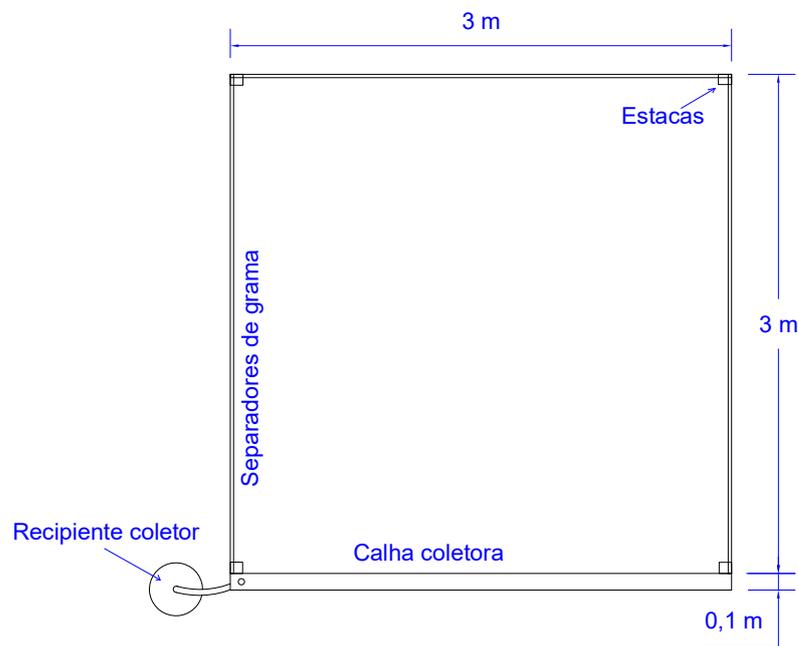


Figura 2. Modelo das calhas coletoras e suas medidas.
Fonte: Chang (2019).

3.3 Determinação das propriedades físicas

Foram coletadas, em dois pontos por tratamento, amostras de solo indeformadas em três camadas de solo (0-0,1; 0,1-0,2 e 0,2-0,3 m) no período das coletas de chuva, antes da semeadura dos cultivos da soja e milho e após a colheita. No Laboratório de Física do Solo (LAFIS) da Universidade Estadual do Oeste do Paraná – *campus* Cascavel, foram determinadas a densidade do solo, a macro e microporosidade e a porosidade total com o uso da coluna de areia. A condutividade hidráulica do solo saturado foi calculada utilizando o permeâmetro de carga constante, de acordo com a metodologia preconizada por Embrapa (1997).

Para a densidade do solo foi utilizada a Equação (1), em que a massa do anel e o seu volume são conhecidos:

$$D_s = \frac{M_{ss}}{V_c} \quad (1)$$

Onde D_s é a densidade aparente do solo (g cm^{-3}); M_{ss} a massa do solo seco (g) e V_c o volume do anel (cm^{-3}).

A densidade de partícula (Equação (2)) foi analisada com o método do balão volumétrico, em que uma amostra de 20 gramas de solo seco é alocada a um balão de 50 mL, completando-se com álcool etílico e depois homogeneizado:

$$D_p = \frac{M_{ss}}{50 - V_a}, \quad (2)$$

Onde D_p é a densidade de partícula (g cm^{-3}) e V_a o volume de álcool gasto (cm^3).

A porosidade é avaliada pela sucção a 0,6 mca em coluna de areia (REINERT; REICHERT, 2006), o que leva a uma drenagem de água dos macroporos. E, após medir o volume remanescente de água na amostra, tem-se o volume dos microporos. Ademais, o método calculado foi por meio das seguintes equações para macroporos (*Macro*), microporos (*Micro*) e porosidade total (*Pt*), expressos em porcentagem:

$$Macro = Pt - Micro, \quad (3)$$

$$Micro = \frac{M_{60} - M_{ss}}{M_{ss}} \times 100, \quad (4)$$

$$Pt = 1 - \frac{D_s}{D_p} \times 100, \quad (5)$$

Onde M_{60} é a massa do solo úmido à tensão de 0,6 mca em coluna de areia (g).

Em relação à condutividade hidráulica (6), foram realizadas leituras de amostras saturadas em permeâmetro de carga constante:

$$K_{sat} = \frac{V_a L}{A t_{ksat} (h + L)}, \quad (6)$$

Onde K_{sat} é a condutividade hidráulica (mm h^{-1}); V_a o volume de água percolado (m^3) durante o tempo t_{ksat} (s); L o comprimento da amostra (m); A a área da seção transversal da amostra (m^2) e h o potencial de pressão no topo da amostra (m).

3.4 Coleta de água, solo e nutrientes

Ao todo, foram 87 coletas após cada precipitação, entre os anos 2017 e 2019, durante os ciclos de cultivos das culturas da soja e milho. Fixando-se um horário do dia após uma precipitação, o conteúdo armazenado nos recipientes coletores foi homogeneizado e quantificado por meio de provetas graduadas. A cada parcela de $9,3 \text{ m}^2$ — considerando-se também os $0,3 \text{ m}^2$ da calha de PVC —, foram retirados 500 mL do material escoado para a quantificação das perdas de solo e nutrientes.



Figura 3. Área experimental no IDR de Santa Tereza do Oeste – PR e disposição da calha coletora.

Para quantificar as perdas de solo, foram retiradas subamostras de 50 mL, dos 500 mL previamente coletados, homogeneizadas e colocadas na estufa a $105 \text{ }^\circ\text{C}$.

Foram quantificadas perdas de nutrientes do volume restante previamente coletado. As perdas de P e K foram verificadas no laboratório de solos do IDR – Santa Tereza do Oeste, conforme metodologia preconizada pela Embrapa (1997), com o uso do extrator Mehlich. Já as perdas de Ca e Mg foram analisadas pelo laboratório da UNIOESTE – *campus* Cascavel, com a leitura direta em equipamento de absorção atômica.

3.5 Coleta de palha

A coleta de palha foi feita com periodicidade de 15 dias, entre 2017 e 2019, utilizando-se uma armação quadrangular de 30x30 cm, com duas repetições em cada unidade experimental. O material foi colhido em sacos de papel kraft identificados e pesados após atingir peso constante a 65 °C.

3.6 Dados de declividade das parcelas

Para os dados de declividade, foram utilizados régua e nível com tripé, sendo medidos a altura de quatro pontos localizados nos cantos de cada parcela. Os valores em porcentagem dos declives foram calculados pela seguinte relação:

$$Dec = \frac{|h_A - h_B|}{d_{AB}} \times 100, \quad (7)$$

Onde *Dec* representa a declividade do terreno (%); h_A e h_B as alturas dos pontos A e B (m), respectivamente, e d_{AB} a distância paralela ao nível entre A e B (m).

3.7 Semeadura e colheita das culturas da soja e do milho

Em relação aos tratos culturais, a semeadura da soja e de milho foi realizada em toda área experimental durante 2017 e 2019. Em 2018, apenas as parcelas não-compactadas tiveram coleta de chuva, uma vez que durante o cultivo de milho o adubo verde foi implementado nas parcelas compactadas.

A cultivar de soja utilizada foi a Lança IPRO e o cultivar de milho foi o híbrido 90XBo6Bt. A aplicação de calcário foi realizada em 20/09/17, a escarificação (T5) em 06/10/17 e a aplicação do gesso (T11) em quantidades iguais em 11/10/17.

3.8 Dados pluviométricos durante o ciclo da soja

As precipitações diárias foram obtidas com o auxílio da estação meteorológica que o IDR dispõe na Unidade de Santa Tereza/PR, em conjunto com leituras de pluviômetro. Foi possível observar que as maiores concentrações de chuvas ocorreram no período de 2017 a 2018.

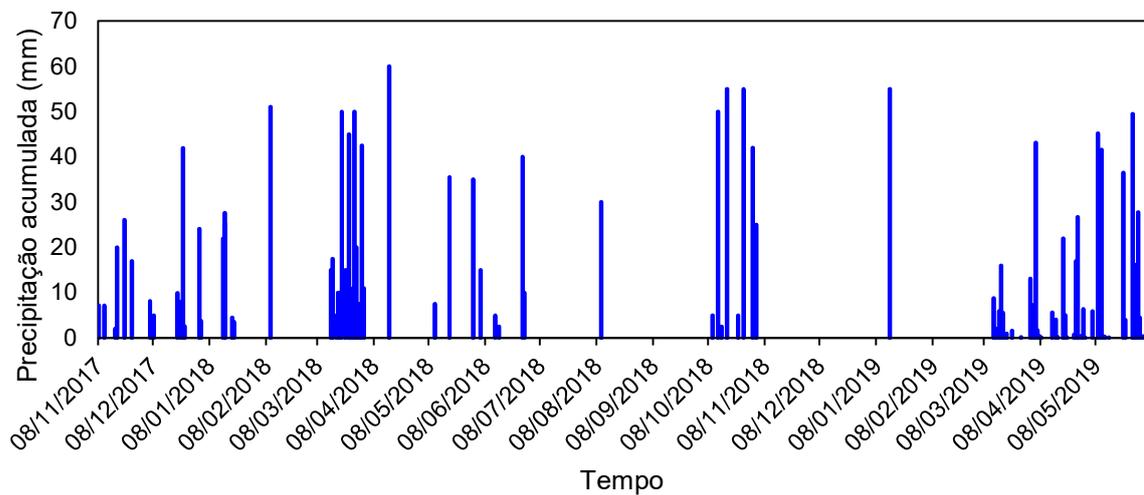


Figura 4. Precipitação diária acumulada nos dias coletados.

3.9 Análise estatística

Foram concebidas todas as etapas do processo de Descoberta de Conhecimento em Base de Dados, de acordo com Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth (1996), o qual consiste no pré-processamento, transformação, *data mining*, validação e interpretação (Figura 5, a seguir). Neste trabalho, o objetivo foi construir modelos por meio da Regressão Linear Múltipla das perdas por escoamento em função das variáveis analisadas, como apresentadas na Tabela 4, na sequência.

3.9.1. Preparação dos dados

A etapa de pré-processamento é considerada a mais demorada. Como a base de dados é de longa duração, e para otimizar os custos operacionais, foi utilizado o software R v.4.0.3 (R CORE TEAM, 2000) para desenvolver algoritmos de programação, desde a preparação dos dados até a validação modelos propriamente ditos. Todos os códigos desenvolvidos estão apresentados no Apêndice 1.

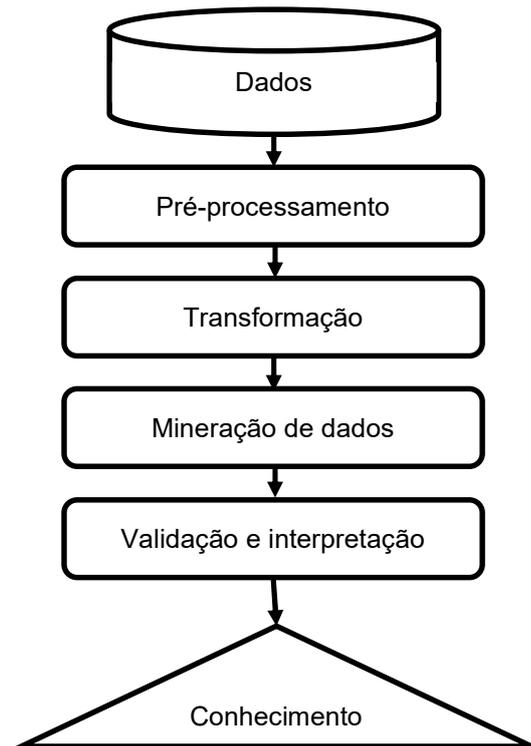


Figura 5. Processo de Descoberta de Conhecimento em Banco de Dados. Adaptado de Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth (1996).

Para formar a base de dados, foram reunidas em uma só pasta as planilhas de perdas por escoamento, das coletas de cobertura de palha e das coletas físicas de solo da declividade do terreno. Como as perdas por escoamento foram coletadas por cada um dos 29 tratamentos mencionados na Tabela 3, foi necessário atribuir as características de solo e de cobertura para cada observação. As variáveis de interesse ao estudo e suas respectivas siglas e unidades de medida são mostradas na Tabela 4.

Os valores de densidade de solo e macroporosidade considerados na modelagem foram compostos pelas médias móveis de dois períodos, ou seja, a média da coleta de antes e depois do cultivo. Por meio software R, utilizou-se o pacote `dp1yr` (WICKHAM et al., [s.d.]) para manipular as tabelas e calcular essas médias, assim como utilizada a função `inner_join()` para combinar as informações processadas das variáveis preditoras com a tabela das variáveis respostas.

Tabela 4. Variáveis de interesse ao estudo e suas respectivas siglas e unidades de medida

Sigla	Variável	Unidade de medida
<i>Int</i>	Intensidade de chuva	mm
<i>Ds</i>	Densidade do solo	g cm ⁻³
<i>Macro</i>	Macroporosidade	%
<i>Palha</i>	Massa seca da palha	t ha ⁻¹
<i>Dec</i>	Declividade do terreno	%
<i>Cult</i>	Cultivo de soja ou milho	Lógico-binário
<i>Água</i>	Perda de água	L ha ⁻¹
<i>Solo</i>	Perda de solo	kg ha ⁻¹
<i>P</i>	Perda de fósforo	kg ha ⁻¹
<i>K</i>	Perda de potássio	kg ha ⁻¹
<i>Ca</i>	Perda de cálcio	kg ha ⁻¹
<i>Mg</i>	Perda de magnésio	kg ha ⁻¹

A variável *Cult*, referente ao tipo de cultivo durante a coleta de escoamento observada, é uma variável categórica e, por essa razão, foi transformada para variável *dummy* usando o pacote *fastDummies* (KAPLAN; SCHLEGEL, 2020). Logo, foram separadas em duas variáveis *Cult_Soja* e *Cult_Milho*, referentes ao cultivo de soja e milho, respectivamente, e a sua unidade de medição se tornou binária, com validade lógica de 1 = verdadeiro e 0 = falso.

3.9.2. Modelos de predição de massa de palha

Os valores da massa seca da palha foram estimados por meio da construção de submodelos de regressão da manutenção/decomposição dos resíduos vegetais ao longo do tempo. Por conseguinte, foi estabelecido para cada data de coleta de palha, a quantidade de dias que se passou após a semeadura.

Primeiramente, a coluna de datas foi convertida para variável temporal por meio do pacote *lubridate* (SPINU et al., 2018), especificando o fuso horário local para contabilizar também o horário de verão até 2019. Depois, foi criada uma coluna *t* referente à quantidade de dias desde a primeira coleta de chuva, usando a função *interval()*. Por meio da função *lm()*, foram ajustados os valores das coletas a uma função polinomial de grau 3 do tipo:

$$Palha(t) = a t^3 + b t^2 + c t + d \quad (8)$$

Onde *t* representa a quantidade de dias após a primeira coleta de chuva, enquanto *a*, *b*, *c* e *d* representam os coeficientes do modelo.

A justificativa para se usar um polinômio de grau 3, além do seu ótimo ajuste aos dados, é devido ao comportamento do material orgânico ao longo do tempo, que está constantemente se decompondo e se repondo pelos resíduos das folhas do cultivo presente, como exemplificado pela Figura 6, abaixo.

A validação dos modelos foi feita pelo coeficiente de determinação (R^2) e quadrado médio dos resíduos (RMSE), apresentados na Equação (9) e (10), respectivamente:

$$R^2 = 1 - \frac{n \sum_{i=1}^n (X_{ex} - X_{aj})^2}{n \sum_{i=1}^n (X_{ex}^2 - (\sum_{i=1}^n X_{ex})^2)} \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{ex} - X_{aj})^2}{n}} \quad (10)$$

Onde X_{ex} representa os valores experimentais, X_{aj} os valores ajustados e n o tamanho amostral.

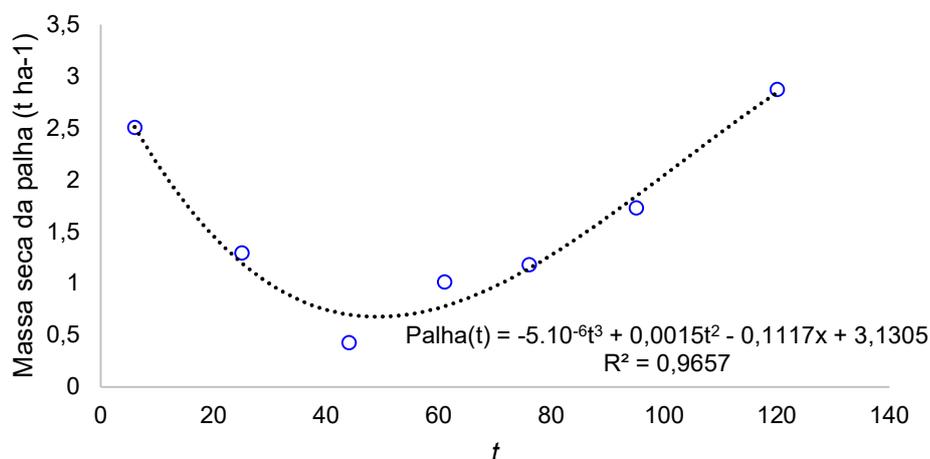


Figura 6. Exemplo de ajuste de curva para massa seca da palha durante o ciclo de soja de 2017, na parcela 9, faixa não compactada.

Para a primeira versão do modelo, foi observado que os coeficientes de determinação foram baixos, o que pode interferir na estimação dos valores de massa de palha para cada coleta. Então, foi necessário observar graficamente cada ajuste para $R^2 < 0,70$ (DA CUNHA et al., 2013) e listar as observações consideradas pontos discrepantes.

Foi utilizado o Excel e a ferramenta Tabela Dinâmica para facilitar a visualização e escolha dos pontos discrepantes. Após a listagem em uma planilha, foi

escrito um algoritmo em R para deletar todos esses pontos diretamente na tabela de dados referente à palha. Um dos resultados é exemplificado na Figura 7:

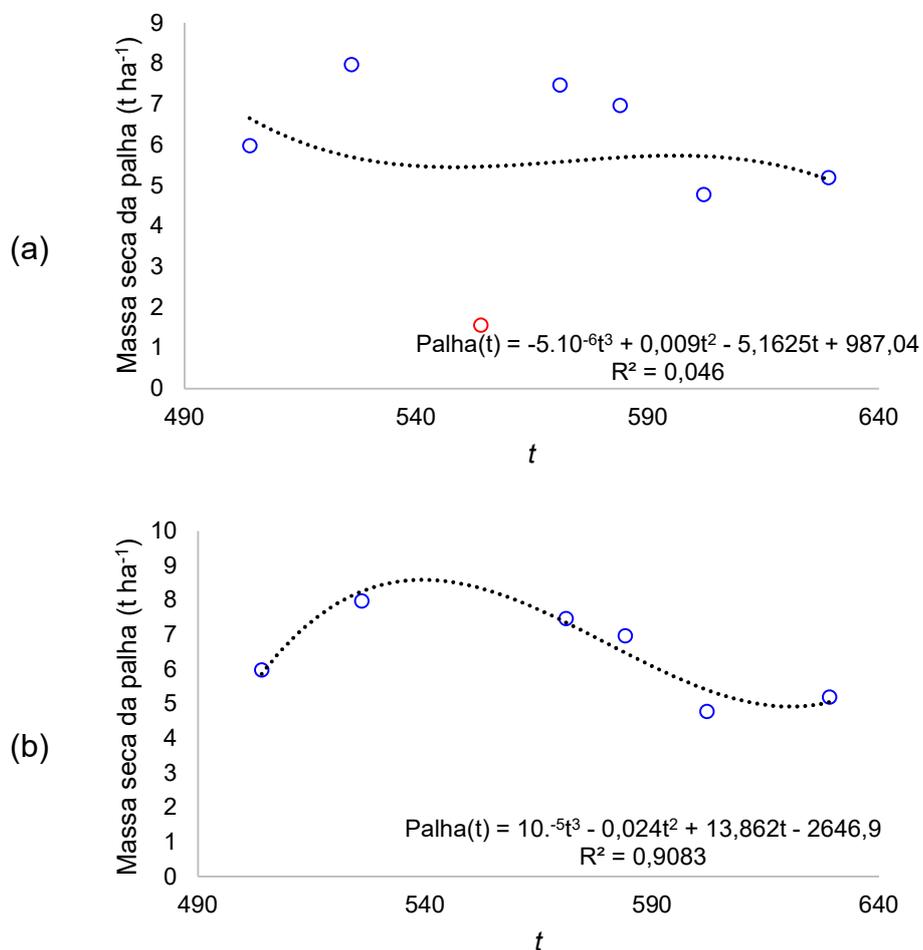


Figura 7. Exemplo de eliminação do ponto discrepante (em vermelho) durante o ciclo de milho de 2019, na parcela 2, faixa não compactada. Sendo (a) o ajuste antes da eliminação, com baixo R^2 de 0,046 e (b) o ajuste após a eliminação do ponto discrepante, com a subida do R^2 para 0,9083.

A Figura 8, a seguir, mostra o cabeçalho da base completa de dados para ser efetuado a modelagem estatística, com todas as variáveis preditoras (*Ds*, *Macro*, *Palha*, *Cult_Milho* e *Cult_Soja*) posicionadas para cada tratamento.

Tempo	Data	Parc	Comp	Agua	Solo	Ca	Mg	P	K	Int	Cult	Ds	Macro	t	a	b	c	d	Palha	Cult_Milh	Cult_Soja	Dec
1	26/10/2017	1	NC	9444,444	13,16556	0,100357	0,015592	0,00765	0,257833	16,5	Soja	1,043336	15,39423	0	5,22E-06	-0,00076	0,032546	1,150758	1,150758	0	1	2,63
1	26/10/2017	2	NC	7777,778	13,96889	0,044109	0,01123	0,001867	0,212333	16,5	Soja	1,046855	14,56068	0	1,34E-05	-0,00234	0,106149	0,629018	0,629018	0	1	1,08
1	26/10/2017	3	NC	23333,33	69,34667	0,133364	0,03885	0,0189	0,637	16,5	Soja	1,074614	14,65649	0	-2,06E-06	0,000935	-0,08374	3,36306	3,36306	0	1	2,08
1	26/10/2017	4	NC	9444,444	19,47444	0,072503	0,017574	0,010578	0,184167	16,5	Soja	1,080255	13,94468	0	3,82E-06	-0,0003	-0,00707	1,841994	1,841994	0	1	4,33
1	26/10/2017	5	NC	27777,78	82,44444	0,168922	0,052286	0,015556	0,758333	16,5	Soja	1,053477	14,059	0	7,30E-06	-0,00082	0,001148	2,210386	2,210386	0	1	1,48
1	26/10/2017	6	NC	12222,22	10,43778	0,033117	0,013117	0,013689	0,333667	16,5	Soja	1,093834	15,85121	0	-7,46E-06	0,001937	-0,14101	4,41695	4,41695	0	1	1,02
1	26/10/2017	7	NC	10000	5,36	0,020575	0,007135	0,0056	0,195	16,5	Soja	1,096454	14,62851	0	-5,39E-06	0,001559	-0,11943	4,011541	4,011541	0	1	1,29
1	26/10/2017	8	NC	18333,33	10,92667	0,011231	0,007913	0,0308	0,2145	16,5	Soja	1,115234	14,66064	0	-5,14E-06	0,001394	-0,09681	3,308171	3,308171	0	1	3,58
1	26/10/2017	9	NC	18888,89	37,89111	0,04311	0,018847	0,021156	0,515667	16,5	Soja	1,072935	15,21134	0	-4,89E-06	0,001498	-0,11167	3,130528	3,130528	0	1	0,89
1	26/10/2017	10	NC	10000	18,68	0,087092	0,02016	0,0056	0,507	16,5	Soja	1,086654	14,29092	0	3,59E-06	-0,00025	-0,02025	2,388673	2,388673	0	1	0,72
1	26/10/2017	11	NC	10000	10,28	0,052142	0,012441	0,0056	0,273	16,5	Soja	1,063547	13,99196	0	1,90E-06	4,78E-05	-0,03525	2,652975	2,652975	0	1	2,02
1	26/10/2017	12	NC	18888,89	35,13333	0,043297	0,021981	0,021156	0,368333	16,5	Soja	1,082961	13,54857	0	9,03E-06	-0,00095	-0,00694	3,233966	3,233966	0	1	3,39
1	26/10/2017	13	NC	17777,78	17,63556	0,018356	0,011193	0,035378	0,346667	16,5	Soja	1,076225	13,83026	0	-3,51E-07	0,000339	-0,0301	1,943128	1,943128	0	1	5,09
1	26/10/2017	14	NC	17777,78	20,55111	0,05278	0,02154	0,029867	0,346667	16,5	Soja	1,125497	13,89066	0	-3,49E-06	0,001332	-0,12246	4,4949	4,4949	0	1	3,99
1	26/10/2017	15	NC	10000	13,78	0,10542	0,020181	0,0112	0,351	16,5	Soja	1,115187	15,69644	0	9,03E-06	-0,00137	0,050773	1,16512	1,16512	0	1	5,41
1	26/10/2017	1	C	7777,778	11,10667	0,037731	0,013179	0,000933	0,273	16,5	Soja	1,133465	12,69914	0	-1,20E-06	0,000386	-0,02244	1,493251	1,493251	0	1	1,26
1	26/10/2017	2	C	11888,89	59,77733	0,077114	0,019529	0,00963	0,510033	16,5	Soja	1,162207	12,03058	0	-2,51E-06	0,000796	-0,058	2,173736	2,173736	0	1	0,21
1	26/10/2017	3	C	4444,444	15,70667	0,031001	0,008216	0,008844	0,156	16,5	Soja	1,122501	12,7213	0	1,57E-06	0,000135	-0,03566	2,308982	2,308982	0	1	1,57
1	26/10/2017	4	C	9444,444	31,48778	0,150372	0,026038	0,005667	0,626167	16,5	Soja	1,15395	11,19391	0	-3,02E-06	0,000788	-0,0375	1,495072	1,495072	0	1	4,07

(a)

(b)

Figura 8. Recorte da base de dados, sendo (a) a base original e (b) a adição de novas variáveis processadas por meio de algoritmo computacional.

3.9.3. Relação entre as variáveis

O método utilizado para a modelagem foi de Regressão Linear Múltipla. Inicialmente, foi feita uma análise descritiva dos dados para verificar o seu comportamento e efetuar limpeza de valores discrepantes por meio de *boxplots*. Após isso, foi avaliada a similaridade entre as variáveis com o uso de dendrogramas, por meio da função `heatmap()`. Também foi observado a matriz de correlação linear de Pearson por meio do pacote `corrgram` (WRIGHT, 2021). O cálculo da correlação é apresentado na Equação (11):

$$r = \frac{n\sum XY - \sum X\sum Y}{\sqrt{n\sum X^2 - (\sum X)^2} \sqrt{n\sum Y^2 - (\sum Y)^2}} \quad (11)$$

Onde X e Y representam as duas variáveis sendo correlacionadas e n o tamanho amostral dos dados. O valor de correlação mais próximo de 1 e -1 representa, respectivamente, a correlação perfeita positiva e negativa. Se positiva, então a relação entre as variáveis é diretamente proporcional; se negativa, a relação é inversamente proporcional.

3.9.4. Transformação Box-Cox

Em relação à normalidade dos dados para obter modelos de melhor qualidade, foi utilizado transformação das variáveis dependentes pelo método de Box-Cox (BOX; COX, 1964). A equação é dada por (12):

$$y^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{y^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \log y, & \lambda = 0 \end{cases} \quad (12)$$

Onde y^λ é o vetor de observações transformadas, y o vetor de observações originais e λ um parâmetro a ser estimado pelos dados.

Para determinar o melhor valor de λ , foi utilizado o estimador de máxima verossimilhança (AZEVEDO; ANDRADE JÚNIOR; FERNANDES, 2016), como apresentado na Equação (13):

$$L_{\max}(\lambda) = -\frac{n}{2} \left(\frac{SQE_\lambda}{n} \right) \quad (13)$$

Onde L_{\max} é o estimador de máxima verossimilhança, n a quantidade de dados e SQE a soma de quadrados residual.

A função `boxcox()` do pacote MASS (RIPLEY et al., 2022) consegue calcular a verossimilhança perfilhada do parâmetro λ (Figura 9). Assim, é obtido o valor de λ , que maximiza essa função, o qual foi utilizado na Equação (12).

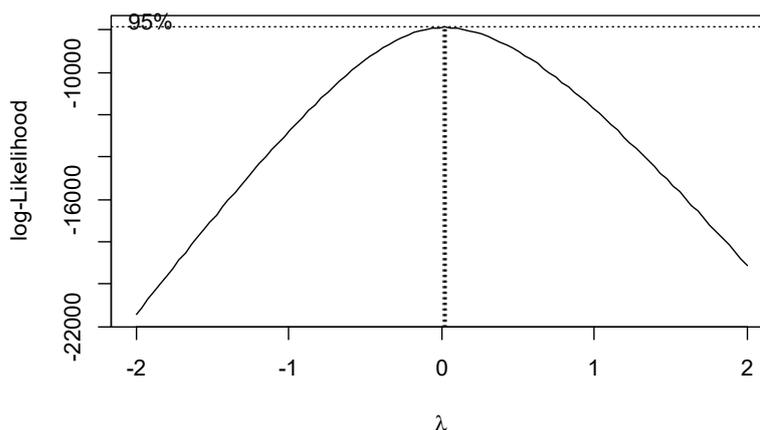


Figura 9. Gráfico computado em R pela função `boxcox()` do pacote MASS, em que mostra a máxima verossimilhança do parâmetro λ .

3.9.5. Simplificação do modelo

Como nesta pesquisa foram consideradas seis variáveis preditoras, vários procedimentos de seleção de variáveis geralmente definirão bons modelos. E a estimação *stepwise* permite examinar a contribuição de cada variável preditora para o modelo de regressão (HAIR et al., 2009).

Esse procedimento inicia-se com a seleção progressiva, adicionando variáveis (*forward*) e, após isso, examinam-se as variáveis adicionadas para verificar se alguma deve ser eliminada (*backward*). Assim, uma única variável pode estar relacionada à variável resposta de uma maneira mais significativa que duas ou mais variáveis

individualmente, evitando que a combinação dessas variáveis possa tornar a variável redundante (DEVORE; SILVA; MILONI, 2006).

Os procedimentos de adição e eliminação são processos de tentativa e erro, com o intuito de encontrar o melhor modelo. Assim, essa habilidade realizada em cada estágio faz dele o procedimento preferido para a maioria dos pesquisadores, sendo adotado também para este trabalho (HAIR et al., 2009).

Para a escolha do melhor modelo com as variáveis selecionadas, foi utilizado o critério de informação de Akaike (AIC). Em que as variáveis selecionadas com o menor índice AIC serão definidas para o modelo final das perdas por escoamento (NOBREGA SILVA et al., 2020). Pelo software R, foi utilizada a função `step()`, configurada para o método optado.

3.9.6. Regressão Múltipla modificada

Com as variáveis selecionadas, os modelos serão ajustados por uma função polinomial de grau 1 e de várias variáveis do tipo:

$$f_T(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n a_n x_n + b \quad (14)$$

Onde f_T é a resposta do modelo, x_n são as variáveis independentes conhecidas mediante as observações em campo, n a quantidade de variáveis, a_n os coeficientes do modelo linear por meio de ajustes, e b o intercepto do modelo, também ajustado.

Foi utilizado a função `lm()` para desenvolver os modelos de Regressão Linear Múltipla com os dados transformados pelo método de Box-Cox (Equação (12)). Assim, são estimados os coeficientes da Equação (14). No entanto, é importante salientar que, com o uso desses coeficientes estimados, a variável resposta f_T também retornará em valores transformados, sendo diferentes das unidades de entrada, isto é:

$$f_T(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{f(x_1, x_2, \dots, x_n)^\lambda - 1}{\lambda} \quad (15)$$

Onde f é o modelo com as unidades originais.

Assim, foi feita uma transformação inversa isolando f em (15). Multiplicando λ em ambos os lados da igualdade (15), obtém-se:

$$f_T(x_1, x_2, \dots, x_n) \lambda = f(x_1, x_2, \dots, x_n)^\lambda - 1 \quad (16)$$

Somando 1 em (16), resulta-se em:

$$\begin{aligned} f(x_1, x_2, \dots, x_n)^\lambda &= f_T(x_1, x_2, \dots, x_n) \lambda + 1 \\ f(x_1, x_2, \dots, x_n) &= (f_T(x_1, x_2, \dots, x_n) \lambda + 1)^{\frac{1}{\lambda}} \end{aligned} \quad (17)$$

Substituindo (14) em (17), o modelo da perda de água, solo e nutrientes com a transformação inversa é apresentado por:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \left(\left(\sum_{i=1}^n a_n x_n + b \right) \lambda + 1 \right)^{\frac{1}{\lambda}} \quad (18)$$

3.9.7. Validação dos modelos

Para validar os modelos, foram analisados o p-valor, RMSE, R^2 e R^2 ajustado. O coeficiente ajustado de determinação (R^2 ajustado) é interpretado da mesma forma que um R^2 não-ajustado. O valor é particularmente útil ao comparar equações que envolvem diferentes quantidades de variáveis preditoras, pois atribui uma distinção aos graus de liberdade para cada modelo (HAIR et al., 2009).

Foram construídos gráficos completos referentes aos resíduos – que são as diferenças entre os valores observados e estimados – para avaliar a sua normalidade e homocedasticidade das variâncias e de independência. As tabelas de Análise de Variância (ANOVA) e Teste da Falta de Ajuste dos modelos também foram desenvolvidos para considerar todas as repetições do experimento.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Propriedades físicas do solo

A seguir estão apresentados os valores médios de *D_s*, *Macro*, *Micro* e *ksat* entre os anos 2017 e 2020, para faixas compactadas e não compactadas dos 15 tratamentos experimentais. A Tabela 5 mostra os resultados das análises para densidade do solo, evidenciando que os tratamentos diferiram ao longo do tempo, principalmente entre 2017 e 2020. De modo geral, os tratamentos apresentaram mudança a partir da segunda safra, principalmente para Feijão Guandú e Crotalária Spectabilis, que tiveram diferença significativa mais rápida.

Tabela 5. Valores médios da densidade do solo em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (**Faixa compactada**)

Tratamentos	2017	2017/2018	2018/2019	2019	2019/2020	Média	CV (%)	DMS
Milheto	1,16aA	1,11aAB	1,13aAB	1,04aBC	0,99bcC	1,09	11,69	0,11
Guandú Anão	1,15aA	1,1aAB	1bC	1,01aBC	0,96cC	1,04	9,1	0,11
Feijão Guandú	1,18aA	1,07aB	1,12aAB	1,08aB	1,15aAB	1,12	12,58	0,12
Crotalária Júncea	1,14aA	1,09aA	1,05abAB	0,99aB	1,07abcAB	1,07	8,06	0,11
Crotalária Spectabilis	1,17aA	1,05aB	1,08abB	0,99aB	1,07abcB	1,07	8,32	0,11
Mucuna Preta	1,19aA	1,03aBC	0,99bC	1,09aB	1,06abBC	1,07	8,94	0,12
Aveia Branca	1,18aA	1,14aA	1,11abA	1aB	0,99bcB	1,08	9,61	0,11
Aveia Preta	1,18aA	1,13aAB	1,06abB	1,09aAB	1,1abAB	1,11	7,47	0,11
Centeio	1,19aA	1,1aAB	1,07abBC	1aC	1,05abcBC	1,08	8,78	0,11
Aveia Preta + Nabo Forrageiro	1,12aA	1,11aA	1,08abA	1,04aA	1,11aA	1,09	6,43	0,11
Aveia Preta + Tremoço Branco	1,17aA	1,1aAB	1,08abB	1,09aAB	1,08abcAB	1,11	6,03	0,11
Aveia Preta + Ervilha Forrageira	1,18aA	1,13aABC	1,05abC	1,06aBC	1,15aAB	1,11	7,39	0,11
SPD c/ aplic. de gesso agrícola	1,12aA	1,08aA	1,09abA	1,05aA	1,04abcA	1,08	10,39	0,11
SPD tradicional	1,18aA	1,12aAB	1,09abB	1,1aAB	1,09abAB	1,12	7,07	0,12
Média	1,17	1,1	1,07	1,05	1,06			
CV (%)	6,51	6,18	11,41	6,76	9,16			
DMS	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14			

Médias de tratamentos seguidas por letras distintas na linha e coluna diferem estatisticamente pelo teste de Tukey a 5% de significância. DMS: Diferença Mínima Significativa.

Além disso, foi observado também que a *D_s*, de modo geral, foi reduzida significativamente com o tempo (Tabela 5). O tratamento milheto, por exemplo, reduziu 15% na densidade de solo de 2017 a 2020. Isso comprova o efeito positivo das plantas de cobertura a longo prazo com a sua função de reestruturação do solo.

Em relação à porosidade total (Tabela 6), para todos os tratamentos houve um decréscimo ao longo do tempo. No primeiro ano não houve diferença significativa entre os tratamentos, enquanto no último ano a diferença foi mais notável. O Guandú

Anão apresentou valor superior de porosidade total, diferenciando-se estatisticamente da maioria dos tratamentos.

Tabela 6. Valores médios da porosidade total em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (**Faixa compactada**)

Tratamentos	2017	2017/2018	2018/2019	2019	2019/2020	Média	CV (%)	DMS
Milheto	55,08aC	57,45abBC	59,37abAB	59,91abcdAB	61,78abA	58,65	5,37	4,59
Guandú Anão	55,4aB	57,93abB	61,85aA	60,95abcdA	62,99aA	59,82	6,26	4,59
Feijão Guandú	55,43aB	59,19abA	59,57abA	58,39abcdAB	55,71dB	57,73	5,98	4,69
Crotalária Júncea	55,89aC	58,32abBC	59,78abAB	61,94aA	58,79bcdBC	58,94	5,61	4,59
Crotalária Sp.	54,39aC	59,64abAB	58,79abB	61,86abA	58,91bcdAB	58,66	6,17	4,59
Mucuna Preta	53,63aC	60,4aAB	61,99aA	57,87cdB	59,43abcdAB	58,64	6,72	4,59
Aveia Branca	53,97aC	56,28bBC	57,67bB	61,54abcA	62,04abA	58,3	6,91	4,59
Aveia Preta	54,24aB	56,67bAB	59,19abA	58,21bcdA	57,6cdA	57,17	5,81	4,59
Centeio	53,9aC	57,74abB	59abAB	61,49abcA	59,48abcdAB	58,32	6,55	4,59
Av. Pr. + N. For.	56,57aB	57,45abAB	58,62abAB	59,85abcdA	57,08cdAB	57,92	4,66	4,59
Av. Pr. + Tr. Br.	54,41aB	57,76abA	58,8abA	58,03cdA	58,27bcdA	57,44	4,57	4,59
Av. Pr. + Erv. For.	54,07aC	56,77abBC	59,87abA	59,1abcdAB	55,68dC	57,12	5,72	4,59
SPD c/ ap. de g. a.	56,43aB	58,6abAB	60,28abA	59,36abcdAB	60,06abcA	58,9	5,45	4,59
SPD tradicional	54,04aB	57abAB	58,35abA	57,69dA	57,9cdA	56,98	5,39	4,59
Média	54,81	57,94	59,51	59,71	59,03			
CV (%)	4,95	4,59	4,92	4,57	6,29			
DMS	4,59	4,59	4,69	4,69	4,79			

Médias de tratamentos seguidas por letras distintas na linha e coluna diferem estatisticamente pelo teste de Tukey a 5% de significância.

Os resultados contrariam os de Farias et al. (2013). Ao avaliarem a influência de compactação do solo nas características morfológicas e produtivas de feijão Guandu Anão, observaram restrições quanto aos níveis de compactação do solo, mostrando-se pouco eficiente na recuperação da estrutura de um Latossolo Vermelho.

Na Tabela 7, são apresentados os valores médios da macroporosidade. Da mesma forma como o resultado do modelo anterior, o Guandú Anão diferenciou das demais espécies e apresentou o maior valor no último ano, sendo que no primeiro ano era estatisticamente igual às demais.

Chieza et al. (2013), ao avaliarem o potencial de consórcios entre leguminosas de verão e milho na melhoria de propriedades físicas do solo, também concluíram que o consórcio entre milho e Guandú Anão foi o mais promissor em promover melhorias na estrutura do solo, seja na densidade, macroporosidade, seja na porosidade total. A justificativa é devido à redução significativa da densidade do solo, resultado da alta atividade de raízes e da rápida decomposição do guandú.

Tabela 7. Valores médios da macroporosidade em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (**Faixa compactada**)

Tratamentos	2017	2017/2018	2018/2019	2019	2019/2020	Média	CV (%)	DMS
Milheto	11,12abC	14,27abBC	16,28aAB	17,14abcAB	18,71abA	15,44	23,89	4,72
Guandú Anão	11,46abC	13,98abBC	18,31aA	17,08abcAB	19,92aA	16,15	25,89	4,72
Feijão Guandú	9,35abC	13,43abAB	16,6aA	13,78cAB	13cB	13,18	25,13	4,72
Crotalária Junceia	11,83aC	13,57abBC	16,96aA	15,39bcAB	14,85bcABC	14,52	25,22	4,72
Crotalária Sp.	9,14abB	11,21bB	15,3aA	16,55abcA	16,02abcA	13,6	28,9	4,72
Mucuna Preta	9,75abC	12,81abBC	16,34aA	14,25bcAB	16,24abcA	13,8	23,21	4,72
Aveia Branca	11,09abB	12,98abB	17,15aA	17,66abA	16,6abcA	15,09	28,96	4,72
Aveia Preta	10,94abB	11,45bB	15,99aA	15,14bcA	16,1abcA	13,89	22,24	4,72
Centeio	11,33abD	13,55abCD	18,22aAB	20,06aA	16,4abcBC	15,91	27,06	4,72
Av. Pr. + N. For.	12,1aB	14,44abAB	15,23aA	15,8bcA	14,1cAB	14,33	21,14	4,72
Av. Pr. + Tr. Br.	7,91bB	14,7abA	16,8aA	14,39bcA	15,52bcA	13,84	28,68	4,72
Av. Pr. + Erv. For.	11,72abB	15,3aA	17,68aA	15,41bcA	15,05bcA	15,03	21,88	4,72
SPD c/ ap. de g. a.	9,34abB	13,5abA	15,6aA	15,32bcA	16,22abcA	13,89	24,32	4,72
SPD tradicional	11,74aA	14,78abAB	15,45aA	15,91bcA	15,07bcA	14,58	22,4	4,72
Média	10,63	13,57	16,57	15,99	16,01			
CV (%)	26,22	18,25	16,61	18,85	23,73			
DMS	4,72	4,72	4,83	4,72	4,83			

Médias de tratamentos seguidas por letras distintas na linha e coluna diferem estatisticamente pelo teste de Tukey a 5% de significância.

Já em relação à microporosidade (Tabela 8), pode-se observar que, diferentemente de outras propriedades físicas, já apresentou diferença entre os tratamentos logo no primeiro ano de coleta. Na safra 2019/2020 não é diferente, mas foi equiparável à Crotalária Spectabilis e Aveia Preta + Tremoço Branco.

Os resultados divergem com os de Nascimento et al. (2005), em que o emprego de leguminosas, como Mucuna Preta, não alterou a densidade do solo e a porosidade total em relação à testemunha, sendo agravada, provavelmente, pelo alto teor de areia, alto grau de dispersão de argila, assim como baixo teor de argila.

Tabela 8. Valores médios da microporosidade em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (**Faixa compactada**)

Tratamentos	2017	2017/2018	2018/2019	2019	2019/2020	Média	CV (%)	DMS
Milheto	43,95abA	43,17cA	43,1abA	42,76abA	43,07aA	43,22	6,58	5,37
Guandú Anão	43,94abA	43,95bcA	43,54abA	43,87abA	43,07aA	43,67	6,3	5,37
Feijão Guandú	44,6abA	45,76abcA	42,97abA	44,61abA	42,71aA	44,2	8,99	5,37
Crotalária Júncea	44,06abA	44,75abcA	42,82abA	46,54aA	43,94aA	44,42	8,5	5,37
Crotalária Sp.	45,25abAB	48,43aA	43,49abB	45,31abAB	42,88aB	45,07	7,45	5,37
Mucuna Preta	43,88abB	47,59abA	45,66aAB	43,62abB	43,19aB	44,84	7,02	5,37
Aveia Branca	42,88abAB	43,3bcAB	40,52cB	43,88abAB	45,44aA	43,21	8,91	5,37
Aveia Preta	43,3abA	45,23abcA	43,2abA	43,07abA	41,5aA	43,29	6,68	5,37
Centeio	42,57bA	44,19abcA	40,77cA	41,43bA	43,09aA	42,41	5,91	5,37
Av. Pr. + N. For.	44,47abA	43,01cA	43,4abA	44,05abA	42,98aA	43,58	7,04	5,37
Av. Pr. + Tr. Br.	46,5abA	43,05cAB	42abB	43,63abAB	42,75aB	43,6	7,55	5,37
Av. Pr. + Erv. For.	42,35bA	41,47cA	42,19abA	43,69abA	40,63aA	42,09	7,64	5,37
SPD c/ ap. de g. a.	47,08aA	45,1abcA	44,31abA	44,05abA	44,36aA	45	7,43	5,37
SPD tradicional	42,3bA	42,23cA	42,9abA	41,78bA	42,83aA	42,4	8,3	5,37
Média	44,08	44,37	42,92	43,72	43,05			
CV (%)	7,38	7,62	8,26	7,14	7,9			
DMS	5,37	5,37	5,49	5,37	5,49			

Médias de tratamentos seguidas por letras distintas na linha e coluna diferem estatisticamente pelo teste de Tukey a 5% de significância.

Na Tabela 9, é apresentada a comparação de médias da condutividade hidráulica saturada. Por ser uma propriedade física de alta variabilidade, em todos os anos os tratamentos diferenciaram entre si. Apesar disso, no último ano de coleta, foi possível observar que o Guandú Anão se destacou por se diferenciar dos demais

Tabela 9. Valores médios de condutividade hidráulica saturada (Ksat) em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (**Faixa compactada**)

Tratamentos	2017	2017/2018	2018/2019	2019	2019/2020	Média	CV (%)	DMS
Milheto	19,11bcdeC	37,95abcdBC	74,98bcdeB	50,21deBC	181,7abcA	75,07	154,18	1,98
Guandú Anão	32,66bcdeC	40,38abcdC	94,07abB	125,12abB	296,74aA	119,11	128,33	1,93
Feijão Guandú	44,1abA	74,56aA	71,26bcdeA	42,71eA	70,8deA	61,45	136,93	1,93
Crotalária Júncea	35,29abcdC	48,24abcdC	84,78abcdB	142,28abA	81,93deB	79,51	107,13	1,98
Crotalária Sp.	7,1eB	17,06cdB	66,54abcdA	101,21abA	132,43bcdA	71,1	125,91	2,23
Mucuna Preta	17,75bcdeD	36,65abcCD	110,94aA	46,75cdeBC	85,68bcdeAB	60,81	104,04	1,98
Aveia Branca	10,38deC	17,45bcdBC	36,38deB	161,7abA	193,39abA	92,8	129,73	2,25
Aveia Preta	19,32bcdeBC	22,6cdC	59,61bcdeA	56,21deAB	45,1eAB	42,72	121,21	2,25
Centeio	36,73abcC	47,22abcC	48,23cdeC	212,57aA	144,76cdeB	102,26	131,82	2,31
Av. Pr. + N. For.	19,61bcdeB	12,28cdB	55,7eB	130,36abA	86,41cdeA	58,53	125,28	1,89
Av. Pr. + Tr. Br.	10,3cdeC	29,77abcdBC	40,07deBC	38,74deAB	82,25cdeA	42,24	109,28	2,12
Av. Pr. + Erv. For.	68,08aA	20,6bcdB	89,35abcA	99,6bcdA	84,54cdeA	71,46	100,76	2,11
SPD c/ ap. de g. a.	31,59bcdeC	56,3abBC	91,22abcAB	100,34abcA	95,38bcdA	73,41	91,03	1,89
SPD tradicional	23,97bcdeCD	20,84dD	46,52cdeBC	53,42cdeAB	100,87cdeA	49,1	124,97	1,89
Média	27,09	34,8	69	96,51	122,44			
CV (%)	118,92	154,85	112,2	92,18	113,34			
DMS	2,12	2,11	2,02	1,97	1,89			

Médias de tratamentos seguidas por letras distintas na linha e coluna diferem estatisticamente pelo teste de Tukey a 5% de significância.

Em relação à faixa não compactada, a densidade do solo (Tabela 10) já apresentou diferença entre os tratamentos no primeiro ano da coleta. O padrão de redução já não foi tão notável em comparação à faixa compactada – com destaque

para Crotalária Juncea e Centeio, que apresentaram um decréscimo gradual de 2017 a 2019.

Tabela 10. Valores médios de densidade do solo (g cm^{-3}) em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (Faixa não compactada)

Tratamentos	2017	2017/2018	2018	2019	Média	CV (%)	DMS
Milheto	1,08abcA	1,01bA	1,05abcA	1,08aA	1,06	6,43	0,12
Guandú Anão	1,08abcA	1,07abA	1,05abcA	1,05aA	1,06	8,00	0,12
Feijão Guandú	1,07abcA	1,08ab A	0,98bcB	1,02aAB	1,04	7,44	0,12
Crotalária Júncea	1,13aA	1,1abAB	1,08abAB	1,05aB	1,09	6,92	0,12
Crotalária Spectabilis	1,08abcAB	1,09abA	1,01abcB	1,07aAB	1,06	6,86	0,12
Mucuna Preta	1,04abcAB	1,11aA	0,98cB	1,01aB	1,04	7,39	0,12
Aveia Branca	1,04abcA	1,06abA	0,99abcA	1,02aA	1,03	6,56	0,13
Aveia Preta	1,1abA	1,06abA	1,04abcA	1,06aA	1,06	5,72	0,12
Centeio	1,1abA	1,08abAB	1,03abcAB	1,02aB	1,06	9,03	0,12
Aveia Preta + Nabo Forrageiro	1,11abA	1,09abAB	1,02abcB	1,06aAB	1,07	7,61	0,12
Aveia Preta + Tremoço Branco	1,04abcB	1,13aA	1,01abcB	1,05aB	1,06	7,23	0,12
Aveia Preta + Ervilha Forr.	1,11abAB	1,14aA	1,01abcC	1,04aBC	1,08	8,80	0,12
SPD escarificado	0,99cB	1,12aA	0,99abcB	1,02aB	1,03	10,19	0,12
SPD c/ aplic. de gesso agrícola	1,03bcB	1,1abA	1,07abcAB	1,01aB	1,05	6,41	0,12
SPD tradicional	1,11abA	1,12aA	1,09aA	1,09aA	1,1	5,39	0,12
Média	1,07	1,09	1,03	1,05			
CV (%)	7,84	7,46	7,61	5,8			
DMS	0,12	0,13	0,12	0,12			

Médias de tratamentos seguidas por letras distintas na linha e coluna diferem estatisticamente pelo teste de Tukey a 5% de significância.

No trabalho de Pacheco et al. (2015), todas as espécies de crotalária estudadas apresentaram redução no crescimento das raízes apenas a partir da densidade do solo de $1,4 \text{ g cm}^{-3}$, sendo que a Crotalária Júncea foi a que apresentou melhores resultados. Os autores também afirmam que a seleção de plantas de cobertura com elevado potencial radicular pode contribuir para o manejo de sistemas agrícolas por meio da recuperação de estrutura do solo.

Para a porosidade total em faixa não compactada (Tabela 11), percebe-se que no primeiro ano houve bastante diferença entre os tratamentos, mas no último ano todos foram estatisticamente iguais, em especial a Crotalária Júncea e o SPD escarificado, o que pode ser justificado pela ação das raízes na reestruturação do solo.

Tabela 11. Valores médios de porosidade total em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (**Faixa não compactada**)

Tratamentos	2017	2017/2018	2018	2019	Média	CV (%)	DMS
Milheto	58,5abc AB	61,32aA	59,78abAB	58,25aB	59,46	4,56	3,96
Guandú Anão	58,56abcA	58,91abA	59,93abA	59,51aA	59,22	5,18	3,96
Feijão Guandú	58,95abcB	58,65abB	62,43aA	60,55aAB	60,1	4,66	3,96
Crotalária Júncea	56,59cB	57,73abAB	58,78abAB	59,84aA	58,2	4,86	3,96
Crotalária Spectabilis	58,35abcB	58,17abB	61,34abA	58,95aAB	59,2	4,65	3,96
Mucuna Preta	59,84abcAB	57,45bB	62,54aA	61,09aA	60,23	5,05	3,96
Aveia Branca	60,02abA	59,6abA	61,94abA	60,82aA	60,61	4,58	4,04
Aveia Preta	57,73bcA	59,25abA	60,25abA	59,22aA	59,11	4,19	3,96
Centeio	57,53bcB	58,47abAB	60,38abB	60,66aA	59,23	5,9	3,96
Aveia Preta + Nabo Forrageiro	57,39bcB	58,4abAB	60,87abA	59,12aAB	58,94	5,09	3,96
Aveia Preta + Tremoço Branco	60,13abA	56,67bB	61,41abA	59,41aA	59,41	4,97	3,96
Aveia Preta + Ervilha Forr.	57,17bcBC	56,39bC	61,35abA	59,75aAB	58,66	5,97	3,96
SPD escarificado	62,01aA	57,06bB	62,09abA	60,64aA	60,45	6,67	3,96
SPD c/ aplic. de gesso agrícola	60,48abAB	57,84abB	59abAB	60,92aA	59,56	4,46	3,96
SPD tradicional	57,18bcA	57,15bA	58,29bA	57,92aA	57,63	3,79	3,96
Média	58,69	58,2	60,68	59,77			
CV (%)	5,41	5,28	4,89	3,9			
DMS	3,96	4,04	3,96	3,96			

Médias de tratamentos seguidas por letras distintas na linha e coluna diferem estatisticamente pelo teste de Tukey a 5% de significância.

Os resultados também corroboram com Junior, Corá e Lal (2016), que avaliaram a qualidade física de Latossolo sob plantio direto submetido a diferentes rotações de cultura e cultivos de sucessão. Os autores afirmaram que a rotação soja/milho com crotalária aumenta a qualidade física do solo ao obter uma menor densidade do solo.

Tabela 12. Valores médios de microporosidade em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (**Faixa não compactada**)

Tratamentos	2017	2017/2018	2018	2019	Média	CV (%)	DMS
Milheto	44,34	46,07	43,64	42,32	44,05	7,97	4,61
Guandú Anão	43,22	44,93	43,7	42,85	43,69	8,59	4,53
Feijão Guandú	43,27	43,9	43,41	44,8	43,85	6,09	4,53
Crotalária Júncea	42,43	42,56	44,86	43,67	43,37	8,54	4,53
Crotalária Spectabilis	43,4	44,53	43,8	47,25	44,75	10,02	4,53
Mucuna Preta	45,04	44,59	44,88	44,75	44,82	5,89	4,53
Aveia Branca	44,95	45,55	45,65	45,91	45,51	7,01	4,53
Aveia Preta	42,99	46,1	43,55	42,86	43,9	8,69	4,53
Centeio	41,95	42,34	43,61	42,13	42,51	7,43	4,53
Aveia Preta + Nabo Forrageiro	43,32	43,21	43,89	42,02	43,11	7,36	4,53
Aveia Preta + Tremoço Branco	45,61	44,10	46,3	42,31	44,58	8,61	4,53
Aveia Preta + Ervilha Forr.	42,36	43,42	44,4	42,16	43,08	9,96	4,53
SPD escarificado	45,78	45,17	45,42	42,75	44,78	9,37	4,53
SPD c/ aplic. de gesso agrícola	45,19	45,14	43,45	44,43	44,55	7,26	4,53
SPD tradicional	41,92	41,01	41,61	42,93	41,87	7,16	4,53
Média	43,72	44,16	44,14	43,56			
CV (%)	7,58	8,26	9,09	8,18			
DMS	4,53	4,7	4,53	4,53			

Médias de tratamentos seguidas por letras distintas na linha e coluna diferem estatisticamente pelo teste de Tukey a 5% de significância.

Para a microporosidade (Tabela 12), todos os tratamentos foram estatisticamente iguais, para todos os anos de coleta. Já em macroporosidade (Tabela 13), os tratamentos foram iguais no primeiro ano, mas no último ano apresentaram diferenças, principalmente entre Crotalária Spectabilis e Centeio.

Tabela 13. Valores médios de macroporosidade em um Latossolo argiloso sob sistema plantio direto envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (**Faixa não compactada**)

Tratamentos	2017	2017/2018	2018	2019	Média	CV (%)	DMS
Milheto	14,16aA	16,62aA	16,14abcA	15,92abcA	15,71	19,16	4,24
Guandú Anão	15,34aA	13,98abcA	16,24abcA	16,66abcA	15,53	14,88	4,24
Feijão Guandú	15,67aB	14,75abcB	18,89aA	15,74abcB	16,21	17,1	4,24
Crotalária Júncea	14,16aA	15,17abcA	13,92cA	16,17abcA	14,82	17,82	4,24
Crotalária Spectabilis	14,94aAB	13,64abcB	17,53abA	13,75cB	15,02	22,93	4,24
Mucuna Preta	14,8aBC	12,86bcC	17,66abA	16,34abcAB	15,41	19,62	4,24
Aveia Branca	15,07aA	14,05abcA	16,29abcA	14,91bcA	15,1	13,85	4,33
Aveia Preta	14,74aAB	13,15abcB	16,7abcA	16,19abcA	15,17	20,47	4,24
Centeio	15,58aB	16,13abA	16,77abcAB	18,53aAB	16,71	16,74	4,24
Aveia Preta + Nabo Forrageiro	14,07aB	15,19abcAB	16,98abcA	17,1abcA	15,83	17,93	4,24
Aveia Preta + Tremoço Branco	14,53aAB	12,57cB	15,12bcAB	17,1abcA	14,83	17,47	4,24
Aveia Preta + Ervilha Forr.	14,81aBC	12,97bcC	16,95abcAB	17,59abA	15,58	20,15	4,24
SPD escarificado	16,23aA	11,89cB	16,66abcA	17,89abA	15,67	20,47	4,24
SPD c/ aplic. de gesso agrícola	15,29aAB	12,7bcB	15,55abcA	16,49abcA	15,01	18,01	4,24
SPD tradicional	15,26aA	16,13abA	16,67abcA	14,99abcA	15,76	15,92	4,24
Média	14,98	14,12	16,53	16,38			
CV (%)	14,82	20,06	16,44	17,64			
DMS	4,24	4,33	4,24	4,24			

Médias de tratamentos seguidas por letras distintas na linha e coluna diferem estatisticamente pelo teste de Tukey a 5% de significância.

Loss et al. (2017) observaram que o consórcio com aveia e centeio melhorou os atributos físicos do solo em comparação com o sistema de plantio convencional. Enquanto Reichert et al. (2022), ao analisarem diferentes manejos em um Argissolo Vermelho Distrófico arênico, constataram que o uso da Crotalaria Spectabilis promoveu maior porosidade total, maior macroporosidade e microporosidade.

Por fim, a Tabela 14 mostra a comparação de média para a condutividade hidráulica saturada na faixa não compactada. No primeiro ano, somente o SPD escarificado e o SPD com aplicação de gesso agrícola se diferenciaram dos demais tratamentos. No último ano, intensificou-se a diferença entre tratamentos.

Tabela 14. Valores médios de condutividade hidráulica saturada (ksat) em um Latossolo argiloso sob SPD envolvendo o uso de espécies recuperadoras de estrutura (Faixa não compactada)

Tratamentos	2017	2017/2018	2018	Média	CV (%)	DMS
Milheto	48,34bA	84,02abA	32,68fB	55,02	140,58	25,26
Guandú Anão	62,14bA	27,96efB	58,47bcdA	49,27	126,36	25,26
Feijão Guandú	83,09bA	59,33abA	89,1abcA	77,17	74,34	25,26
Crotalaria Júncea	50,33bAB	51,46abcB	92,01abcA	64,57	93,66	25,98
Crotalaria Spectabilis	44,98bA	35,86abcdA	68,13abcdA	50,05	70,29	25,59
Mucuna Preta	46,54bA	77,94bcdeB	77,7abcA	67,39	109,51	25,26
Aveia Branca	63,96bA	20,36deB	89,96abcdA	59,17	124,72	25,59
Aveia Preta	43,4bA	31,64efB	35,35efB	37,27	130,72	25,42
Centeio	56,99bA	90,09abA	130,72abcA	90,37	154,41	25,59
Aveia Preta + Nabo Forrageiro	51,45bA	97,13abA	88,38cdeA	77,92	168,2	25,98
Aveia Preta + Tremoço Branco	69,92bA	28,93abcdB	88,64abcdA	63,46	137,5	25,59
Aveia Preta + Ervilha Forr.	59,51bB	43,63cdeC	154,68aA	85,94	125,68	25,26
SPD escarificado	277,55aA	5,1fC	50,99defB	124,48	135,39	26,94
SPD c/ aplic. de gesso agrícola	158,17aA	53,53abcC	146,04abB	119,25	83,58	25,26
SPD tradicional	44,7bA	81,3aA	49,1bcdA	58,37	77,8	25,26
Média	77,4	53,77	83,02			
CV (%)	111,3	156,11	129,36			
DMS	25,26	25,59	25,26			

Médias de tratamentos seguidas por letras distintas na linha e coluna diferem estatisticamente pelo teste de Tukey a 5% de significância.

4.2 Modelos de cobertura de palha

Os coeficientes e métricas de erro para os modelos de massa seca da palha estão apresentados a seguir. Na Tabela 15, de modo geral, os coeficientes de determinação variaram bastante, podendo encontrar ajustes com R^2 aproximadamente iguais a 1,00, como também R^2 baixos, de 0,39. Já para p-valor, apesar de muitos valores abaixo de 0,05, o que tornariam os modelos significantes a 5%, a média geral foi de 0,06, sendo necessário verificar a qualidade do ajuste caso por caso.

Tabela 15. Coeficientes dos modelos de predição para massa seca da palha ($t\ ha^{-1}$), na estrutura da Equação (8), durante o cultivo de soja de 2017-2018

Faixa	Tratam.	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	R ²	RMSE	p-valor
C	1	$-1,20 \cdot 10^{-6}$	0,000386	-0,02244	1,493251	0,57	0,56	0,266
	2	$-2,51 \cdot 10^{-6}$	0,000796	-0,058	2,173736	0,73	0,38	0,020
	3	$1,57 \cdot 10^{-6}$	0,000135	-0,03566	2,308982	0,67	0,47	0,022
	4	$-3,02 \cdot 10^{-6}$	0,000788	-0,0375	1,495072	0,99	-	0,003
	6	$3,92 \cdot 10^{-6}$	-0,00054	0,012401	2,276556	0,40	0,42	0,244
	7	$8,66 \cdot 10^{-6}$	-0,00143	0,063963	1,213731	0,67	0,65	0,156
	8	$2,03 \cdot 10^{-5}$	-0,00389	0,200298	0,017048	0,60	0,78	0,063
	9	$1,30 \cdot 10^{-5}$	-0,00215	0,098016	0,472701	0,79	0,73	0,033
	10	$2,44 \cdot 10^{-6}$	$-7,75 \cdot 10^{-6}$	-0,02005	1,599453	0,86	-	0,038
	11	$6,61 \cdot 10^{-6}$	-0,00086	0,007465	2,94174	0,64	0,95	0,321
	12	$1,80 \cdot 10^{-5}$	-0,00294	0,100258	2,37393	0,39	1,29	0,185
	13	$2,90 \cdot 10^{-6}$	-0,00012	-0,02645	2,523102	0,80	0,46	0,021
	14	$-5,27 \cdot 10^{-6}$	0,001739	-0,13759	4,025976	0,97	-	0,029
	15	$1,35 \cdot 10^{-5}$	-0,00235	0,110724	0,262323	0,80	0,53	0,019
	NC	1	$5,22 \cdot 10^{-6}$	-0,00076	0,032546	1,150758	0,72	0,47
2		$1,34 \cdot 10^{-5}$	-0,00234	0,106149	0,629018	0,62	0,62	0,064
3		$-2,06 \cdot 10^{-6}$	0,000935	-0,08374	3,36306	0,84	0,55	0,015
4		$3,82 \cdot 10^{-6}$	-0,0003	-0,00707	1,841994	0,91	0,47	0,007
5		$7,30 \cdot 10^{-6}$	-0,00082	0,001148	2,210386	0,81	0,53	0,007
6		$-7,46 \cdot 10^{-6}$	0,001937	-0,14101	4,41695	0,87	0,67	0,037
7		$-5,39 \cdot 10^{-6}$	0,001559	-0,11943	4,011541	0,96	0,40	0,002
8		$-5,14 \cdot 10^{-6}$	0,001394	-0,09681	3,308171	1,00	-	0,083
9		$-4,89 \cdot 10^{-6}$	0,001498	-0,11167	3,130528	0,97	0,31	0,000
10		$3,59 \cdot 10^{-6}$	-0,00025	-0,02025	2,388673	0,76	0,54	0,048
11		$1,90 \cdot 10^{-6}$	$4,78 \cdot 10^{-5}$	-0,03525	2,652975	0,84	0,36	0,007
12		$9,03 \cdot 10^{-6}$	-0,00095	-0,00694	3,233966	0,78	0,85	0,022
13		$-3,51 \cdot 10^{-7}$	0,000339	-0,0301	1,943128	0,66	0,40	0,039
14		$-3,49 \cdot 10^{-6}$	0,001332	-0,12246	4,4949	0,94	0,46	0,001
15		$9,03 \cdot 10^{-6}$	-0,00137	0,050773	1,16512	0,87	0,36	0,002

C: compactada e NC: não compactada.

Os coeficientes dos modelos durante o cultivo de milho de 2018 são apresentados na

Tabela 16, a seguir. O R² mínimo foi de 0,20 e o máximo de 0,97. Boa parte dos modelos foram significativos ($p\text{-valor} < 0,05$), apesar de alguns ajustes não terem sido significativos, como é o caso da parcela 8, tanto na faixa compactada quanto na não compactada.

Tabela 16. Coeficientes dos modelos de predição para massa seca da palha ($t\ ha^{-1}$) durante o cultivo de milho de 2018

Faixa	Tratam.	a	b	c	d	R ²	RMSE	p-valor
C	1	$-2,66 \cdot 10^{-6}$	0,001814	-0,42509	34,79308	0,72	1,12	0,028
	2	$-1,42 \cdot 10^{-6}$	0,001013	-0,26292	25,04599	0,63	1,16	0,009
	3	$-7,30 \cdot 10^{-6}$	0,004739	-1,02142	73,75684	0,92	0,77	0,002
	4	$3,82 \cdot 10^{-8}$	0,000115	-0,07664	11,73068	0,93	-	<0,05
	6	$1,27 \cdot 10^{-5}$	-0,00722	1,303182	-72,1259	0,65	1,00	0,005
	7	$-4,16 \cdot 10^{-6}$	0,002752	-0,61559	47,25229	0,97	-	<0,05
	8	$3,56 \cdot 10^{-6}$	-0,00222	0,44257	-26,5905	0,20	1,15	0,743
	9	$4,22 \cdot 10^{-6}$	-0,00216	0,327589	-11,9885	0,86	-	0,002
	10	$-6,42 \cdot 10^{-6}$	0,004367	-0,98245	74,25445	0,80	-	0,001
	11	$8,21 \cdot 10^{-6}$	-0,00513	1,002913	-58,2199	0,73	1,34	0,003
	12	$-5,16 \cdot 10^{-6}$	0,003479	-0,77802	57,93639	0,95	0,41	0,000
	13	$-4,64 \cdot 10^{-6}$	0,002954	-0,64458	50,25867	0,73	1,61	0,057
	14	$2,58 \cdot 10^{-6}$	-0,00111	0,103582	3,830905	0,90	0,45	<0,05
	15	$7,69 \cdot 10^{-6}$	-0,00455	0,862863	-50,3011	0,51	0,70	0,027
	NC	1	$-2,21 \cdot 10^{-5}$	0,014052	-2,93253	203,247	0,78	1,30
2		$5,43 \cdot 10^{-6}$	-0,00312	0,560756	-28,161	0,81	-	0,030
3		$-5,51 \cdot 10^{-6}$	0,003652	-0,79954	60,46295	0,92	-	0,085
4		$-1,28 \cdot 10^{-5}$	0,007494	-1,43581	92,67086	0,44	1,32	0,240
5		$-4,63 \cdot 10^{-6}$	0,003135	-0,69511	52,30178	0,91	-	0,298
6		$-8,43 \cdot 10^{-6}$	0,00564	-1,22413	88,42951	0,71	0,80	0,013
7		$-1,91 \cdot 10^{-5}$	0,011459	-2,23706	144,8618	0,75	1,42	0,205
8		$-9,81 \cdot 10^{-6}$	0,005846	-1,13555	74,71394	0,47	0,83	0,287
9		$-7,77 \cdot 10^{-6}$	0,005191	-1,14385	84,53865	0,65	0,91	0,004
10		$1,23 \cdot 10^{-7}$	$-4,82 \cdot 10^{-5}$	-0,01246	6,188712	0,40	1,23	0,304
11		$8,51 \cdot 10^{-7}$	-0,00025	-0,02783	11,0246	0,57	1,19	0,066
12		$-6,21 \cdot 10^{-6}$	0,003935	-0,81765	58,53612	0,23	1,20	0,604
13		$-1,21 \cdot 10^{-5}$	0,007213	-1,42909	96,71388	0,54	1,24	0,042
14		$-5,69 \cdot 10^{-6}$	0,003653	-0,77777	56,39427	0,93	-	0,009
15		$2,40 \cdot 10^{-6}$	-0,0012	0,174066	-4,78984	0,72	0,60	0,037

C: compactada e NC: não compactada.

Já para o cultivo de soja de 2018-2019, expresso pela Tabela 17, abaixo, o menor R² foi de 0,20 e o maior foi de 0,98. O ajuste deste período de coleta tem sido abaixo em relação aos cultivos anteriores, principalmente em relação ao cultivo de soja de 2017-2018.

Tabela 17. Coeficientes dos modelos de predição para massa seca da palha ($t\ ha^{-1}$) durante o cultivo de soja de 2018-2019

Faixa	Tratam.	a	b	c	d	R ²	RMSE	p-valor
C	1	$-5,65.10^{-5}$	0,06968	-28,6005	3908,673	0,97		0,089
	2	$-2,51.10^{-5}$	0,031471	-13,0893	1810,937	0,92	1,63	0,153
	3	$-3,00.10^{-5}$	0,037058	-15,2633	2094,351	0,89	0,86	0,001
	4	$-1,09.10^{-5}$	0,014179	-6,13574	889,0116	0,97	1,70	0,045
	6	$-1,01.10^{-5}$	0,012682	-5,28642	736,0787	0,67	0,78	0,119
	7	$1,52.10^{-5}$	-0,0183	7,311667	-962,113	0,89		0,006
	8	$1,34.10^{-6}$	-0,00199	0,944433	-143,202	0,88		0,464
	9	$5,82.10^{-6}$	-0,00702	2,81066	-372,041	0,27	0,50	0,790
	10	$1,08.10^{-5}$	-0,01296	5,165423	-682,109	0,46	0,45	0,317
	11	$-1,05.10^{-5}$	0,013527	-5,76515	818,8697	0,83	0,68	0,010
	12	$-1,62.10^{-5}$	0,019593	-7,85673	1049,258	0,20	0,84	0,660
	13	$5,32.10^{-6}$	-0,00626	2,449373	-317,432	0,76		0,158
	14	$-8,30.10^{-7}$	0,000901	-0,32979	42,37306	0,51	0,48	0,411
	15	$-2,66.10^{-5}$	0,031437	-12,3618	1616,785	0,29	1,19	0,438
	NC	1	$-1,91.10^{-5}$	0,024245	-10,2484	1443	0,92	1,11
2		$-1,95.10^{-5}$	0,023785	-9,67872	1314,905	0,78	0,92	0,032
3		$-8,68.10^{-6}$	0,011845	-5,33721	797,8844	0,89	1,01	0,002
4		$-1,13.10^{-5}$	0,013836	-5,63748	766,9911	0,71	0,58	0,207
5		$1,45.10^{-5}$	-0,01707	6,655731	-855,883	0,73	0,71	0,042
6		$1,27.10^{-5}$	-0,01515	5,963174	-773,146	0,70	0,74	0,057
7		$6,12.10^{-6}$	-0,00733	2,913023	-381,562	0,38	0,64	0,894
8		$-8,71.10^{-6}$	0,01038	-4,1325	552,5941	0,98	0,78	0,118
9		$1,13.10^{-5}$	-0,01276	4,78472	-591,859	0,41	1,17	0,408
10		$4,77.10^{-5}$	-0,05669	22,34857	-2921,36	0,93	0,81	0,007
11		$-2,20.10^{-7}$	0,0004	-0,22525	42,54521	0,41	0,73	0,486
12		$3,24.10^{-5}$	-0,03815	14,88461	-1925,41	0,71	1,34	0,245
13		$-4,09.10^{-6}$	0,005257	-2,22771	313,7	0,62	1,03	0,689
14		$3,47.10^{-5}$	-0,04139	16,39032	-2152,46	0,67	0,88	0,130
15		$2,65.10^{-5}$	-0,03236	13,10554	-1759,14	0,69	0,79	0,080

C: compactada e NC: não compactada.

Por fim, os coeficientes dos modelos para o cultivo de milho de 2019 são apresentados pela Tabela 18, abaixo. De forma geral, o R² foi menor que os ajustes da tabela anterior, mas o R² mínimo aumentou um pouco, para 0,29.

Tabela 18. Coeficientes dos modelos de predição para massa seca da palha ($t\ ha^{-1}$) durante o cultivo de milho de 2019

Faixa	Tratam.	a	b	c	d	R ²	RMSE	p-valor
C	1	$-1,79.10^{-6}$	0,002955	-1,5968	286,2413	0,99		0,393
	2	$-1,09.10^{-5}$	0,018132	-10,0468	1851,248	0,42	1,72	0,410
	3	$7,21.10^{-6}$	-0,01211	6,784736	-1261,74	0,52	1,33	0,173
	4	$6,15.10^{-6}$	-0,0102	5,656007	-1044,91	0,94		0,024
	6	$1,02.10^{-5}$	-0,01746	9,919523	-1870,8	0,50		0,590
	7	$-9,08.10^{-7}$	0,001823	-1,15651	239,3756	0,58	1,36	0,075
	8	$-1,34.10^{-5}$	0,022953	-13,0354	2460,272	0,44	1,58	0,218
	9	$-4,63.10^{-6}$	0,007688	-4,26494	793,6178	0,46	1,48	0,283
	10	$-3,12.10^{-6}$	0,005524	-3,27244	652,2773	0,53	1,37	0,138
	11	$-1,52.10^{-5}$	0,026372	-15,2175	2926,69	0,68	1,68	0,071
	12	$8,83.10^{-6}$	-0,015	8,448118	-1571,34	0,46	1,62	0,261
	13	$6,97.10^{-6}$	-0,01147	6,245964	-1120,62	0,38	1,49	0,267
	14	$-3,03.10^{-5}$	0,051341	-28,9046	5408,28	0,93		0,019
	15	$-1,36.10^{-5}$	0,022846	-12,718	2355,441	0,88		0,505
	NC	1	$-8,15.10^{-6}$	0,014634	-8,69564	1715,565	0,63	1,44
2		$1,38.10^{-5}$	-0,02402	13,862	-2646,94	0,91		0,183
3		$-2,27.10^{-5}$	0,038541	-21,7615	4085,361	0,51	1,41	0,118
4		$2,14.10^{-6}$	-0,0035	1,889695	-329,451	0,51		0,663
5		$-2,85.10^{-5}$	0,048892	-27,8741	5284,552	0,82	1,17	0,018
6		$-3,08.10^{-5}$	0,052542	-29,7341	5595,462	0,51	1,80	0,133
7		$-2,42.10^{-5}$	0,041642	-23,8167	4527,431	0,71	1,18	0,022
8		$-2,16.10^{-5}$	0,03722	-21,288	4048,878	0,45	1,86	0,281
9		$1,66.10^{-6}$	-0,00276	1,497568	-260,066	0,62	1,37	0,167
10		$-1,13.10^{-5}$	0,019754	-11,5256	2240,154	0,84	1,09	0,025
11		$-1,24.10^{-6}$	0,002493	-1,62351	349,7105	0,29	1,31	0,568
12		$-8,93.10^{-7}$	0,001983	-1,38913	316,7282	0,95		0,330
13		$8,05.10^{-6}$	-0,01374	7,791199	-1463,04	0,72		0,657
14		$2,38.10^{-6}$	-0,00404	2,239536	-399,336	0,62	1,37	0,030
15		$-1,35.10^{-5}$	0,023402	-13,5038	2594,563	0,85		0,023

C: compactada e NC: não compactada.

Da Silva Filho, Borin e Ferreira (2018) aplicaram dois modelos de regressão não-linear, a exponencial e de Michaelis-Menten, para ajustar aos dados de matéria seca de plantas de cobertura no sistema de semeadura direta de algodoeiro. Os resultados mostraram que o modelo de Michaelis-Menten apresentou melhor ajuste aos dados do que o modelo exponencial.

Com o objetivo de avaliar a taxa de decomposição dos resíduos de plantas de cobertura de inverno, Acosta et al. (2014) aplicaram o modelo de decaimento exponencial duplo. Os autores concluíram que as curvas de decomposição apresentaram padrões distintos dependendo da cinética de decomposição, variando com o tipo de resíduo. Além disso, o modelo se ajustou bem aos dados, apresentando R² entre 0,94 e 0,99.

Outro trabalho que abordou ajuste de curvas foi o de Puiatti et al. (2020), que teve como objetivo ajustar modelos de regressão quantílica não linear para o estudo de matéria seca de alho ao longo do tempo. Os autores constataram que o modelo foi eficiente no ajuste de dados e que as estimativas de parâmetros foram mais uniformes e robustas na presença de dados assimétricos, variâncias heterogêneas e de valores discrepantes.

4.3 Relação entre as variáveis utilizadas para os modelos

A análise descritiva dos dados das perdas de água, solo e macronutrientes (Tabela 19) apresentaram alta variação, o que se deve à heterogeneidade das chuvas ao longo do período (Figura 4). Comparando as perdas totais dos nutrientes na água escoada, com as mesmas unidades de medida, obteve-se a seguinte ordem: $K > Ca > P > Mg$.

Tabela 19. Estatística descritiva das perdas de água, solo e nutrientes para todos os tratamentos e dias de coleta durante os dois anos de cultivo

	Água (L ha ⁻¹)	Solo (kg ha ⁻¹)	Cálcio (kg ha ⁻¹)	Magnésio (kg ha ⁻¹)	Fósforo (kg ha ⁻¹)	Potássio (kg ha ⁻¹)
m	33,33	4,44.10 ⁻³	2,22.10 ⁻⁴	4,22.10 ⁻⁶	3,73.10 ⁻⁵	6,50.10 ⁻⁴
Q1	2111,11	0,39	7,08.10 ⁻³	1,83.10 ⁻³	2,05.10 ⁻³	0,08
Q2	4666,67	1,46	1,75E-02	4,41.10 ⁻³	4,98.10 ⁻³	0,20
\bar{x}	7399,14	6,82	4,02E-02	8,89.10 ⁻³	9,72.10 ⁻³	0,50
Q3	10555,56	5,39	4,36E-02	1,05E-02	1,18E-02	0,43
M	29444,44	212,17	0,599	7,31E-02	0,17	11,60
s	5,08E+07	315,32	4,07.10 ⁻³	1,28.10 ⁻⁴	2,52.10 ⁻⁴	1,45
s²	7125,89	17,76	6,38E-02	1,13E-02	1,59E-02	1,20
CV(%)	96,31	260,30	158,703	127,13	163,44	240,28
A	1,27	6,10	3,650	2,24	5,23	5,78
K	0,69	47,91	17,153	5,09	36,84	37,42
n	1965	1870	1983	1869	1976	1987
Total	1,45E+07	12753,40	79,72	16,62	19,21	993,50

m: mínimo; Q1: 1º quartil; Q2: 2º quartil ou mediana; \bar{x} : média; Q3: 3º quartil; M.: máximo; s: desvio padrão; s²: variância; CV(%): coeficiente de variação; A.: assimetria; K: curtose; n: tamanho amostral.

Resultados semelhantes são encontrados em Kaufmann et al. (2018), em que entre os nutrientes, o Fósforo foi o menos escoado, o que é explicado pela sua baixa mobilidade no solo. Leite et al. (2018) observaram que o Potássio foi o nutriente que apresentou maiores perdas em água escoada. Oliveira et al. (2015) quantificaram maiores teores de Potássio que Fósforo, pois o Potássio possui maior solubilidade, o que facilita seu transporte pela água, além de estar presente em maior quantidade no solo. Já Wang et al. (2019) obtiveram uma ordem um pouco diferente dos resultados desta pesquisa, sendo: $Ca > K > Mg > P$.

Todas as perdas apresentaram assimetria positiva (Tabela 19), logo, a média é mais próxima dos valores mínimos, o que pode ser visualizado pelos *boxplots* (Figura 10). A imensa presença de pontos discrepantes é atribuída a chuvas de intensidades maiores, que aparecem poucas vezes ao longo do ano.

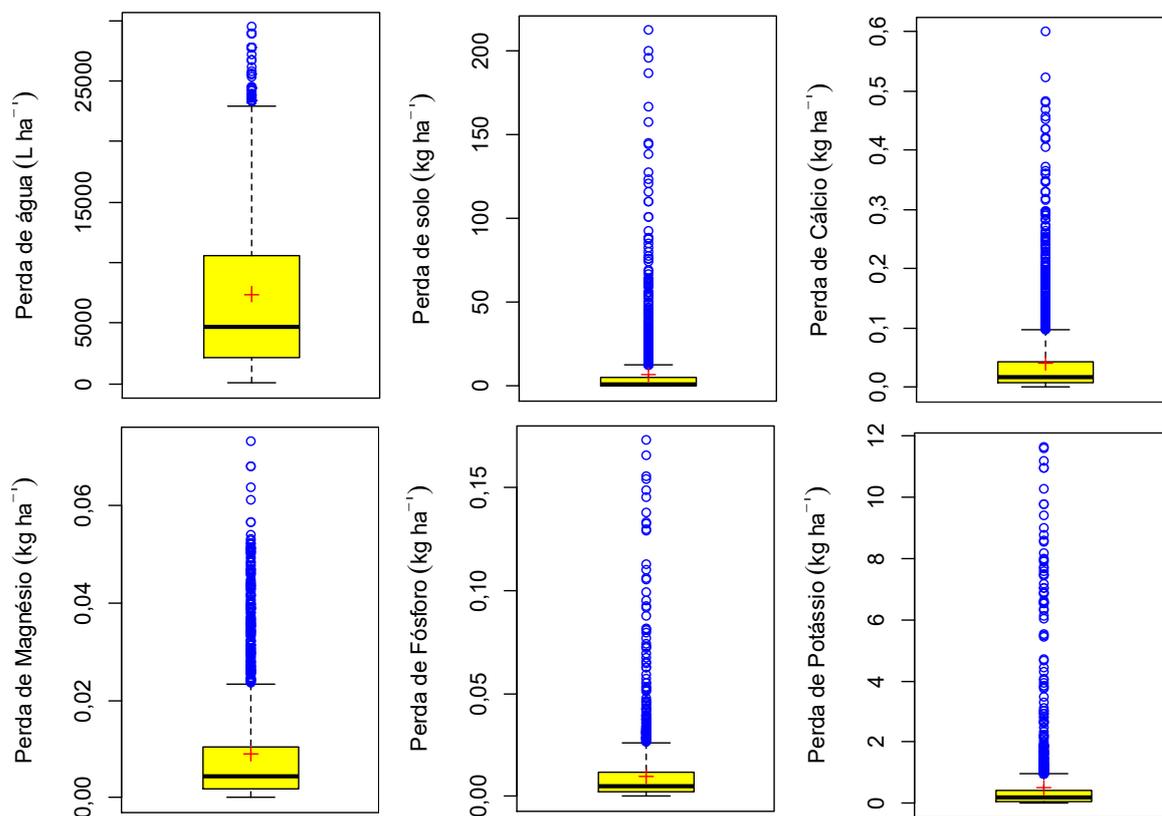


Figura 10. Boxplots das perdas de água, solo e nutrientes por escoamento, com os dados já processados para serem utilizados na análise de regressão.

4.4 Perda de água

Pela matriz de correlação linear de Pearson para as perdas de água (Figura 11, na sequência), a maior foi a da intensidade de chuva, com valor positivo. Logo, as maiores intensidades contribuem para maiores perdas de água, concordando com resultados de Oliveira et al. (2015), em que houve correlação linear e positiva entre altura de chuva e perdas de água por escoamento superficial.

Em seguida, a segunda maior correlação foi com a massa seca de palha e a menor correlação foi com a macroporosidade. Esta apresentou correlação negativa, portanto, maiores volumes de macroporos no solo resultam em menores perdas de

água, o que é favorecido pela ampla infiltração no perfil. A correlação mais fraca foi a macroporosidade.

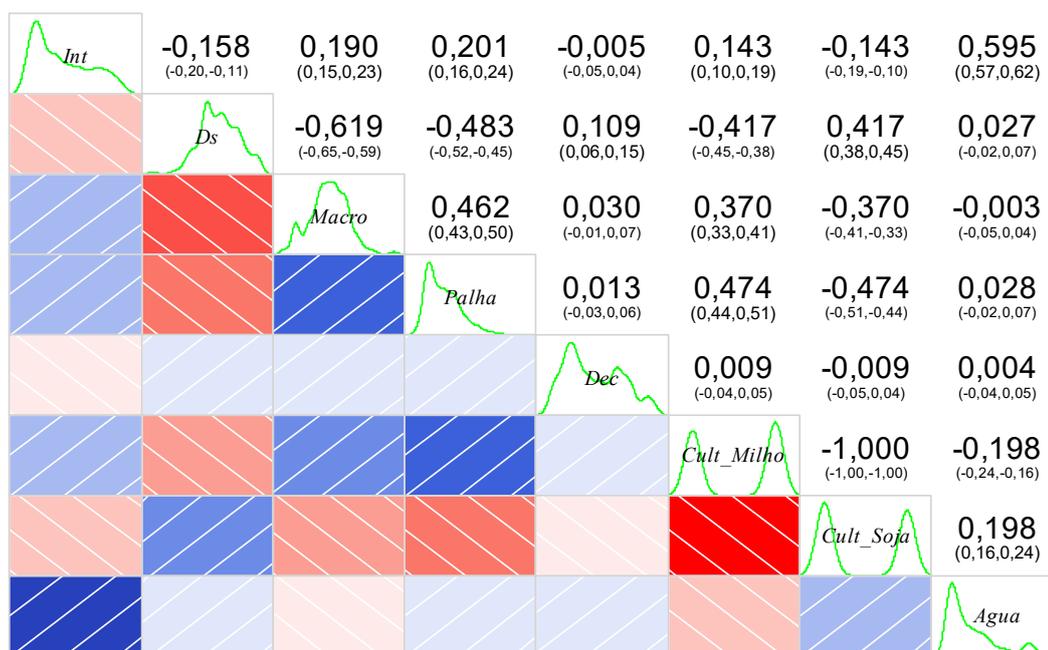


Figura 11. Matriz de correlação linear de Pearson e seu intervalo de confiança (95%) entre as variáveis, comparando com as perdas de água. As cores azul e vermelha representam a correlação positiva e negativa, respectivamente. Na diagonal principal estão as curvas de densidade para cada variável.

Semelhantemente, Cândido et al. (2014), ao analisarem a erosão hídrica pós-plantio em florestas de eucalipto no leste do Mato Grosso do Sul, observaram correlação positiva da densidade do solo, enquanto a macroporosidade foi negativa. Referente à cobertura de palha, os resultados divergiram com os de Almeida et al. (2016), ao avaliarem a erosão hídrica em diferentes níveis de cobertura do solo. A parcela experimental de menor cobertura foi caracterizada como mais suscetível ao processo erosivo.

Pelo método *stepwise* (Tabela 20), a declividade do solo e macroporosidade, que apresentaram as menores correlações com as perdas de água, foram retiradas do modelo final, assim como o fator de cultivo de soja, sendo mantido o cultivo de milho. Contudo, essa afirmação não precisamente demonstra alguma hipótese, visto que apresentaram a mesma correlação em relação à perda de água.

Tabela 20. Eliminação das variáveis para o modelo de perdas de água pelo método do *Stepwise*, indicando as variáveis retiradas em cada passo e seu respectivo AIC

Passos	GL	Variância	GL dos resíduos	Variância residual	AIC
	-	-	1958	50643,61	6398,92
- <i>Cult_Soja</i>	0	0	1958	50643,61	6398,92
- <i>Dec</i>	1	3,85	1959	50647,46	6397,06
- <i>Macro</i>	1	34,50	1960	50681,97	6396,40

GL: graus de liberdade; Dec: declividade do solo; Macro: macroporosidade e *Cult_soja*: cultura da soja.

Os coeficientes do modelo com as variáveis selecionadas (Tabela 21) foram todos significativos a 5% de significância, indicando que uma boa qualidade no ajuste de dados:

Tabela 21. Coeficientes do modelo para perdas de água com as variáveis selecionadas

	Estimativa	2,5%	97,5%	Erro padrão	p-valor
(Intercepto)	10,3833	2,9762	17,7905	3,78	<0,05
<i>Int</i>	0,2923	0,2789	0,3057	0,01	<0,05
<i>Ds</i>	9,2668	2,6431	15,8905	3,38	<0,05
<i>Palha</i>	0,2616	0,0912	0,4319	0,09	<0,05
<i>Cult_Milho</i>	-4,2049	-4,7329	-3,6768	0,27	<0,05

O modelo final, com a transformação inversa já considerada no modelo expressa na Equação (18), é apresentado na Equação (19):

$$\begin{aligned}
 \text{Agua} = & (((10,38 + (0,29) * \text{Int} + (9,27) * \text{Ds} + (0,26) * \text{Palha} + (-4,20) * \text{Cult_Milho}) * 0,22) \\
 & + 1)^{(1/0,22)} \quad (19)
 \end{aligned}$$

Pelas métricas de desempenho (Tabela 22), o modelo apresentou um coeficiente ajustado de determinação de 0,93, sendo um R^2 bastante alto, pois 93% dos dados são explicados pelo modelo. Já o p-valor foi menor que 0,05, sendo significativo a 5%. Dessa forma, é mais um indício de um bom ajuste aos dados.

Tabela 22. Métricas de desempenho para o modelo de perdas de água

R^2	0,51
R^2 ajustado	0,93
RMSE	5,08
p-valor	<0,05

Analisando a tabela de análise de variância (Tabela 23), todas as variáveis selecionadas tiveram uma influência nas perdas de água a 5% de significância. Apenas a *Palha* foi o que ficou mais próximo de não ser significativo (p-valor=0,02):

Tabela 23. Análise de variância (ANOVA) da regressão para o modelo de perdas de água

	GL	SQ	QM	p-valor
<i>Int</i>	1	44194,47	44194,47	<0,05
<i>Ds</i>	1	2006,49	2006,49	<0,05
<i>Palha</i>	1	142,62	142,62	0,02
<i>Cult_Milho</i>	1	6306,42	6306,42	<0,05
Resíduos	1960	50681,97	25,86	

GL: graus de liberdade; SQ: soma dos quadrados; QM: quadrado médio; F: valor F calculado.

Por meio do teste de falta de ajuste (Tabela 24), o p-valor > 0,05, logo, o modelo apresenta uma boa qualidade aos dados e o teste não detecta falta de ajuste:

Tabela 24. Teste de falta de ajuste para o modelo de perdas de água

GL residual	SQR	GL	SQ	p-valor
1960	50681,97			
10	238,53	1950	50443,44	0,49

GL: graus de liberdade; SQR: soma dos quadrados dos resíduos; SQ: soma dos quadrados; QM: quadrado médio; F: valor F calculado.

4.5 Perda de solo

Para a perda de solo, a matriz de correlação linear (Figura 12) mostrou que o efeito dos cultivos teve maior relação, seguido da intensidade de chuva e da macroporosidade. Já a mais fraca foi a declividade do solo. As variáveis, *Macro* e *Palha* tiveram correlação negativa. Assim, maiores volumes de macroporos e de palha resultam em menores perdas de solo.

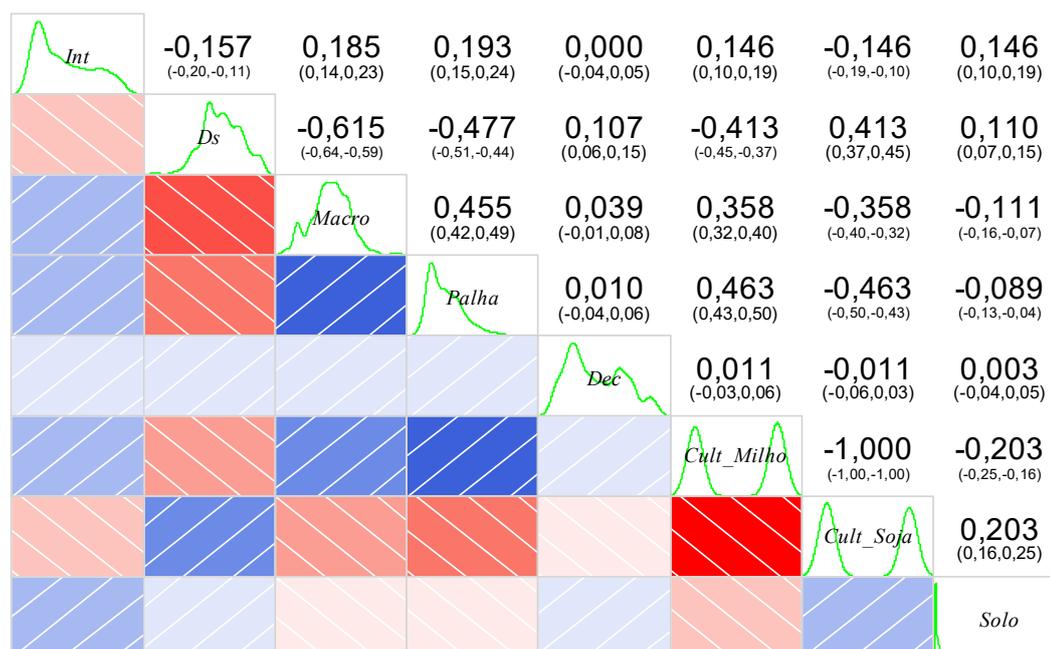


Figura 12. Matriz de correlação linear de Pearson e seu intervalo de confiança entre as variáveis, comparando com as perdas de solo. As cores azul e vermelha

representam a correlação positiva e negativa, respectivamente. Na diagonal principal estão as curvas de densidade para cada variável.

De acordo com Carvalho et al. (2015b), sistemas de cultivo com maior cobertura do solo devido à colheita, reduzem as perdas de solo. Almeida et al. (2016), com o objetivo de avaliar o efeito da cobertura sobre a erosão de um Argissolo Vermelho localizado em Mato Grosso do Sul, verificaram que as perdas de solo também diminuíram com o aumento da cobertura vegetal. As perdas de solo variaram de 3,10 a 11,40 Mg ha⁻¹, no solo exposto, e de 0,03 a 0,19 Mg ha⁻¹, na pastagem. Tais resultados também coincidiram com os de Bertol et al. (2014), que avaliaram diferentes sistemas de cultivo em 10 anos de estudo.

Sobre a eliminação das variáveis (Tabela 25), comparada às perdas de água (Tabela 20), a macroporosidade foi retirada do modelo e foi mantida a densidade do solo.

Tabela 25. Eliminação das variáveis para o modelo de perdas de solo pelo método do *Stepwise*, indicando as variáveis retiradas em cada passo e seu respectivo AIC

Passos	GL	Variância	GL dos resíduos	Variância residual	AIC
			1863	4603,34	1698,58
– <i>Cult_Soja</i>	0	0	1863	4603,34	1698,58
– <i>Dec</i>	1	0,03	1864	4603,37	1696,59
– <i>Ds</i>	1	3,31	1865	4606,68	1695,93

GL: graus de liberdade; Dec: declividade do solo; Macro: macroporosidade e Cult_soja: cultura da soja.

Dessa forma, os coeficientes do modelo foram estimados (Tabela 26), todos com p-valor < 0,05, logo, os coeficientes foram significativos.

Tabela 26. Coeficientes do modelo para perdas de solo com as variáveis selecionadas

	Estimativa	2,5%	97,5%	Erro padrão	p-valor
(Intercepto)	0,7501	0,1719	3,7094	2,95E-01	0,01
<i>Int</i>	0,0509	0,0466	1,0567	2,19.10 ⁻³	<0,05
<i>Macro</i>	-0,0792	-0,1223	0,9646	2,20E-02	<0,05
<i>Palha</i>	0,2080	0,1545	1,2980	2,73E-02	<0,05
<i>Cult_Milho</i>	-1,8095	-1,9735	0,1876	8,36E-02	<0,05

O modelo final é apresentado na Equação (20), com o coeficiente ajustado de determinação de 0,83 (Tabela 27), considerado como um ótimo ajuste, além do p-valor do modelo muito abaixo de 5%.

$$Solo = (((0,75 + (0,05) * Int + (-0,08) * Macro + (0,21) * Palha + (-1,81) * Cult_Milho) * 0,02) + 1)^{(1/0,02)} \quad (20)$$

Tabela 27. Métricas de desempenho para modelo de perdas de solo

R ²	0,35
R ² ajustado	0,83
RMSE	1,57
p-valor	<0,05

Assim, pela ANOVA (Tabela 28), a intensidade de chuva, macroporosidade, cobertura de palha e o tipo de cultivo apresentaram efeitos significativos a 5%. O teste da falta de ajuste (Tabela 29) mostrou que o modelo apresenta uma ótima qualidade em relação às suas repetições.

Tabela 28. Análise de variância (ANOVA) da regressão para o modelo de perdas de solo

	GL	SQ	QM	p-valor
<i>Int</i>	1	1118,27	1118,27	<0,05
<i>Macro</i>	1	179,37	179,37	<0,05
<i>Palha</i>	1	5,50.10 ⁻³	5,50.10 ⁻³	0,96
<i>Cult_Milho</i>	1	1156,69	1156,69	<0,05
Resíduos	1865	4606,68	2,470069	

GL: graus de liberdade; SQ: soma dos quadrados; QM: quadrado médio; F: valor F calculado.

Tabela 29. Teste de falta de ajuste para o modelo de perdas de solo

GL residual	SQR	GL	SQ	p-valor
1865	4606,68			
6	13,21	1859,00	4593,47	0,50

GL: graus de liberdade; SQR: soma dos quadrados dos resíduos; SQ: soma dos quadrados; QM: quadrado médio; F: valor F calculado.

Resultados semelhantes também foram encontrados em Nachtigall et al. (2020), que avaliaram a sazonalidade agroclimática na estimativa de perdas de solo por meio do modelo RUSLE. Os autores verificaram que o modelo ajustado associou os principais causadores de erosão às chuvas intensas, maior declividade e baixa cobertura vegetal.

4.6 Perda de Cálcio

As perdas de Cálcio demonstraram maiores correlações (Figura 13) para a intensidade de chuva, tipo de cultivo e densidade do solo. Tendo correlação negativa novamente para a macroporosidade e o volume de palha. A declividade do solo apresentou correlação mais fraca.



Figura 13. Matriz de correlação linear de Pearson e seu intervalo de confiança entre as variáveis, comparando com as perdas de Cálcio. As cores azul e vermelha representam a correlação positiva e negativa, respectivamente. Na diagonal principal estão as curvas de densidade para cada variável.

Comparadas às perdas de água e solo, as perdas de Cálcio resultaram em menor quantidade de variáveis eliminadas (Tabela 30), sendo retirados apenas o cultivo de soja e a cobertura de palha.

Tabela 30. Eliminação das variáveis para o modelo de perdas de Cálcio pelo método do *Stepwise*, indicando as variáveis retiradas em cada passo e seu respectivo AIC

Passos	GL	Variância	GL dos resíduos	Variância residual	AIC
			1976	1622,82	-383,49
- Cult_Soja	0	0	1976	1622,82	-383,49
- Palha	1	0,75	1977	1623,56	-384,57

GL: graus de liberdade.

Referente aos coeficientes do modelo (Tabela 31), somente o efeito da declividade não foi significativo a 5%. A grande diferença, comparada à perda de água e solo, é referente a inclusão de densidade do solo e declividade do terreno no modelo final.

Tabela 31. Coeficientes do modelo para perdas de Cálcio com as variáveis selecionadas

	Estimativa	2,5%	97,5%	Erro padrão	p-valor
(Intercepto)	-6,9064	-8,5838	-5,2290	0,86	<0,05
<i>Int</i>	0,0414	0,0391	0,0438	$1,19 \cdot 10^{-3}$	<0,05
<i>Ds</i>	2,8863	1,5659	4,2068	0,67	<0,05
<i>Macro</i>	-0,0476	-0,0747	-0,0205	1,38E-02	<0,05
<i>Dec</i>	0,0218	-0,0056	0,0492	1,40E-02	0,12
<i>Cult_Milho</i>	-0,6653	-0,7528	-0,5777	4,47E-02	<0,05

O modelo final é apresentado na Equação (21):

$$Ca = (((-6,91 + (0,04) * Int + (2,89) * Ds + (-0,05) * Macro + (0,02) * Dec + (-0,67) * Cult_Milho) * 0,02) + 1)^{(1/0,02)} \quad (21)$$

As métricas de desempenho na Tabela 32 mostraram o mesmo comportamento para perda de solo:

Tabela 32. Métricas de desempenho para modelo de perdas de Cálcio

R ²	0,59
R ² ajustado	0,61
RMSE	0,90
p-valor	<0,05

A análise de variância (Tabela 33) apresentou efeito significativo dos parâmetros selecionados, exceto para a declividade do solo, o que pode ser justificado pela pouca variação do declive, por não ter parcelas com inclinação acentuada (0,21 a 5,41%).

De acordo com Guimarães, Valladares e Martins (2016), relevos abaixo de 3% são considerados planos, enquanto de 3 a 8% são suaves ondulados. No entanto, o teste da falta de ajuste (Tabela 34) indicou que o modelo não especifica corretamente a relação por ter p-valor<0,05.

Tabela 33. Análise de variância (ANOVA) da regressão para o modelo de perdas de Cálcio

	GL	SQ	QM	p-valor
<i>Int</i>	1	844,83	844,83	<0,05
<i>Ds</i>	1	173,31	173,31	<0,05
<i>Macro</i>	1	23,18	23,18	<0,05
<i>Dec</i>	1	0,90	0,90	0,30
<i>Cult_Milho</i>	1	182,23	182,23	<0,05
Resíduos	1977	1623,56	0,82	

GL: graus de liberdade; SQ: soma dos quadrados; QM: quadrado médio; F: valor F calculado.

Tabela 34. Teste de falta de ajuste para o modelo de perdas de Cálcio

GL residual	SQR	GL	SQ	p-valor
1977	1623,56			
1816	783,65	161	839,91	<0,05

GL: graus de liberdade; SQR: soma dos quadrados dos resíduos; SQ: soma dos quadrados; QM: quadrado médio; F: valor F calculado.

De acordo com Oliveira et al. (2015), o Cálcio, geralmente, é transportado em grandes proporções nos sedimentos da erosão pelo fato de estar adsorvido aos colóides do solo. Apesar disso, a acidez do solo pode facilitar a perda de Cálcio por escoamento superficial (WANG et al., 2019), ao passo que grandes perdas de Cálcio podem contribuir na acidez do solo.

4.7 Perda de Magnésio

Para as perdas de Magnésio, a matriz de correlação linear (Figura 14) mostrou que a intensidade de chuva, tipo de cultivo e densidade de solo tiveram maiores correlações com as perdas, nesta sequência. A declividade do solo apareceu com a correlação mais fraca. A macroporosidade e volume de palha tiveram correlação negativa e resultado semelhante para perda de Cálcio e de solo.

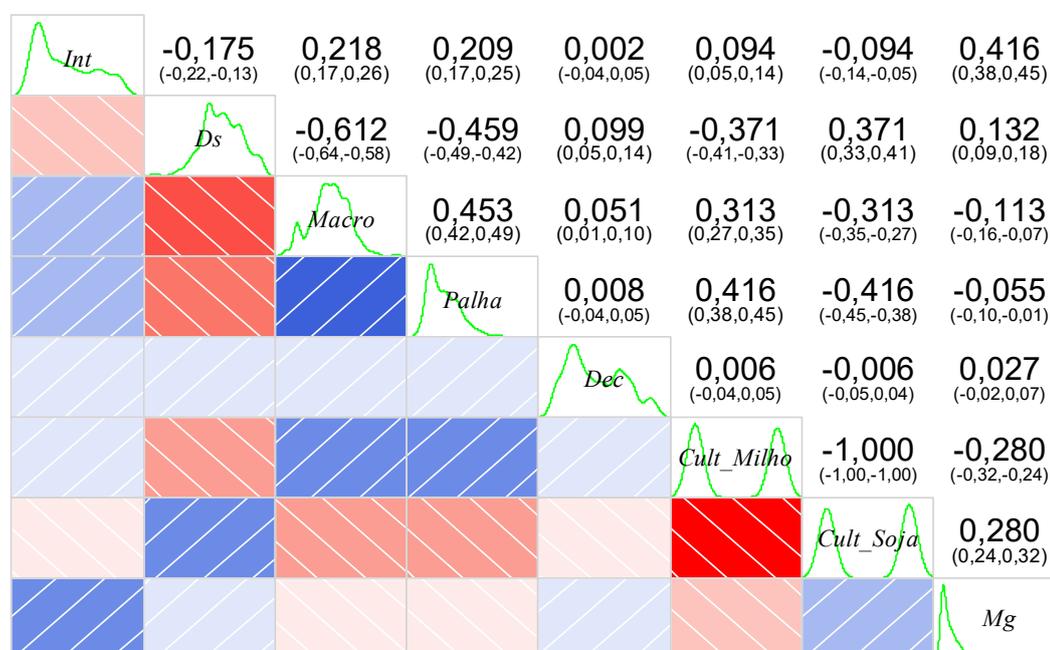


Figura 14. Matriz de correlação linear de Pearson e seu intervalo de confiança entre as variáveis, comparando com as perdas de Magnésio. As cores azul e vermelha representam a correlação positiva e negativa, respectivamente. Na diagonal principal estão as curvas de densidade para cada variável.

Diferentemente da perda de Cálcio, três variáveis foram retiradas do modelo final pelo método de *stepwise* (Tabela 29). Dessa vez, a variável declividade do solo foi retirada, tendo menos importância para a predição das perdas de Magnésio.

Tabela 35. Eliminação das variáveis para o modelo de perdas de Magnésio pelo método do *stepwise*, indicando as variáveis retiradas em cada passo e seu respectivo AIC

Passos	GL	Variância	GL dos resíduos	Variância residual	AIC
			1862	830,52	-1501,96
– <i>Cult_Soja</i>	0	0	1862	830,52	-1501,96
– <i>Dec</i>	1	0,23	1863	830,76	-1503,43
– <i>Palha</i>	1	0,49	1864	831,25	-1504,31

GL: graus de liberdade.

Os coeficientes do modelo são apresentados na Tabela 36, todos significativos a 5%. O modelo final é apresentado na Equação (22), com o p-valor <0,05 (Tabela 37), mostrando ser significativa a 5%, apesar do baixo coeficiente de variação.

Tabela 36. Coeficientes do modelo para perdas de Magnésio com as variáveis selecionadas

	Estimativa	2,5%	97,5%	Erro padrão	p-valor
(Intercepto)	-6,7992	-8,0650	-5,5333	0,65	<0,05
<i>Int</i>	0,0315	0,0297	0,0332	$8,97 \cdot 10^{-4}$	<0,05
<i>Ds</i>	2,0655	1,0768	3,0543	0,50	<0,05
<i>Macro</i>	-0,0319	-0,0526	-0,0112	1,06E-02	<0,05
<i>Cult_Milho</i>	-0,5172	-0,5830	-0,4515	3,35E-02	<0,05

$$Mg = (((-6,78 + (0,03) * Int + (2,06) * Ds + (-0,03) * Macro + (-0,52) * Cult_Milho) * 0,06) + 1)^{(1/0,06)} \quad (22)$$

Tabela 37. Métricas de desempenho para modelo de perdas de Magnésio

R ²	0,58
R ² ajustado	0,60
RMSE	0,67
p-valor	<0,05

Na tabela de análise de variância (Tabela 38), as variáveis apresentaram efeito significativo.

Tabela 38. Análise de variância (ANOVA) da regressão para o modelo de perdas de Magnésio

	GL	SQ	QM	p-valor
<i>Int</i>	1	476,38	476,38	<0,05
<i>Ds</i>	1	81,93	81,93	<0,05
<i>Macro</i>	1	10,32	10,32	<0,05
<i>Cult_Milho</i>	1	106,23	106,23	<0,05
Resíduos	1864	831,25	0,45	

GL: graus de liberdade; SQ: soma dos quadrados; QM: quadrado médio; F: valor F calculado.

Figura 15. Matriz de correlação linear de Pearson e seu intervalo de confiança entre as variáveis, comparando com as perdas de Fósforo. As cores azul e vermelha representam a correlação positiva e negativa, respectivamente. Na diagonal principal estão as curvas de densidade para cada variável.

Para Farias et al. (2018), ao modelarem as perdas de fósforo por erosão, as maiores perdas ocorreram em maiores inclinações e, diferentemente dos resultados desta pesquisa (Figura 15), em menores valores de densidade do solo.

Apesar disso, as variáveis relacionadas à propriedade física do solo, macroporosidade e densidade do solo foram retiradas do modelo pelo método de *stepwise* (Tabela 40), mantendo-se, assim, as variáveis relacionadas à intensidade de chuva, cobertura de palha, declividade do solo e tipo de cultivo (Tabela 41).

Tabela 40. Eliminação das variáveis para o modelo de perdas de Fósforo pelo método do *stepwise*, indicando as variáveis retiradas em cada passo e seu respectivo AIC

Passos	GL	Variância	GL dos resíduos	Variância residual	AIC
			1969	1241,59	-904,21
– <i>Cult_Soja</i>	0	0,00	1969	1241,59	-904,21
– <i>Macro</i>	1	$2,51 \cdot 10^{-3}$	1970	1241,60	-906,20
– <i>Ds</i>	1	$9,95 \cdot 10^{-1}$	1971	1242,59	-906,62

GL: graus de liberdade.

Tabela 41. Coeficientes do modelo para perdas de Fósforo com as variáveis selecionadas

	Estimativa	2,5%	97,5%	Erro padrão	p-valor
(Intercepto)	-4,8774	-4,9734	-4,7815	0,05	0
<i>Int</i>	0,0256	0,0236	0,0277	$1,04 \cdot 10^{-3}$	<0,05
<i>Palha</i>	-0,0352	-0,0599	-0,0106	0,01	0,01
<i>Dec</i>	-0,0279	-0,0516	-0,0042	0,01	0,02
<i>Cult_Milho</i>	-0,1641	-0,2425	-0,0856	0,04	<0,05

O modelo final é apresentado na Equação (23), a seguir. O seu coeficiente ajustado de determinação (Tabela 42) foi o mais baixo comparado a todos os modelos até então, com 0,32. Dessa forma, a análise de variância (Tabela 43) se mostra eficiente, com todas as variáveis selecionadas indicando efeito significativo ($p < 0,05$) com as perdas de Fósforo.

$$P = (((-4,88 + (0,03) * Int + (-0,03) * Palha + (-0,03) * Dec + (-0,16) * Cult_Milho) * 0,06) + 1)^{(1/0,06)} \quad (23)$$

Tabela 42. Métricas de desempenho para modelo de perdas de Fósforo

R ²	0,24
R ² ajustado	0,32
RMSE	0,79
p-valor	1,06e-112

Tabela 43. Análise de variância (ANOVA) da regressão para o modelo de perdas de Fósforo

	GL	SQ	QM	p-valor
<i>Int</i>	1	366,22	366,22	<0,05
<i>Palha</i>	1	16,70	16,70	<0,05
<i>Dec</i>	1	3,38	3,38	0,02
<i>Cult_Milho</i>	1	10,61	10,61	<0,05
Resíduos	1971	1242,59	0,63	

GL: graus de liberdade; SQ: soma dos quadrados; QM: quadrado médio; F: valor F calculado.

Diferentemente da perda de Cálcio e Magnésio, o teste de falta de ajuste (Tabela 44) obteve p-valor>0,08. Logo, o modelo possui qualidade de predição e o teste não detecta falta de ajuste dadas as suas repetições.

Tabela 44. Teste de falta de ajuste para o modelo de perdas de Fósforo

GL residual	SQR	GL	SQ	p-valor
1971	1242,59			
6	1,29	1965,00	1241,30	0,08

GL: graus de liberdade; SQR: soma dos quadrados dos resíduos; SQ: soma dos quadrados; QM: quadrado médio; F: valor F calculado.

Segundo Farias et al. (2018) e Leite et al. (2018), as perdas de fósforo na água escoada podem aumentar o risco de eutrofização, fenômeno consequente do aumento da quantidade de nutrientes no ambiente aquático, causando danos como mortalidade das espécies presentes. Wang et al. (2019) também afirmaram que, em estudos prévios, as perdas de Fósforos contribuíram em larga escala na eutrofização.

4.9 Perda de Potássio

Para as perdas de Potássio, a matriz de correlação linear (Figura 16) indica forte correlação com a intensidade de chuva, o tipo de cultivo, a densidade de solo e a macroporosidade, nessa ordem. Com exceção da intensidade de chuva e densidade de solo, as demais variáveis apresentaram correlação negativa. A correlação mais fraca correspondeu à declividade do solo.



Figura 16. Matriz de correlação linear de Pearson e seu intervalo de confiança entre as variáveis, comparando com as perdas de Potássio. As cores azul e vermelha representam a correlação positiva e negativa, respectivamente. Na diagonal principal estão as curvas de densidade para cada variável.

Leite et al. (2018), ao adaptarem modelos que expressam perdas de Potássio por escoamento, observaram que as menores perdas de K na água foram identificadas em sistemas de manejo com maior conservação da cobertura vegetal.

Quanto ao método de *stepwise* (Tabela 45), apenas a variável densidade do solo e *Cult_Soja* foram eliminados do modelo final. Então a densidade do solo não foi relevante para a predição das perdas de potássio.

Tabela 45. Eliminação das variáveis para o modelo de perdas de Potássio pelo método do *stepwise*, indicando as variáveis retiradas em cada passo e seu respectivo AIC

Passos	GL	Variância	GL dos resíduos	Variância residual	AIC
			1980	2418,26	404,29
- <i>Cult_Soja</i>	0	0,00	1980	2418,26	404,29
- <i>Ds</i>	1	1,25	1981	2419,51	403,32

GL: graus de liberdade.

As demais variáveis foram consideradas no modelo (Tabela 46), mas a variável cobertura de palha não foi significativa a 5% (p -valor=0,10). Resultados semelhantes foram encontrados em Bosch et al. (2015), que também não encontraram diferença significativa na perda de potássio em parcelas com e sem cobertura vegetal.

Tabela 46. Coeficientes do modelo para perdas de Potássio com as variáveis selecionadas

	Estimativa	2,5%	97,5%	Erro padrão	p-valor
(Intercepto)	-1,6958	-2,0916	-1,3000	2,02E-01	<0,05
<i>Int</i>	0,0480	0,0451	0,0508	1,46.10 ⁻³	<0,05
<i>Macro</i>	-0,0534	-0,0825	-0,0243	1,48E-02	<0,05
<i>Palha</i>	-0,0305	-0,0667	0,0056	1,84E-02	0,10
<i>Dec</i>	-0,0395	-0,0724	-0,0066	1,68E-02	0,02
<i>Cult_Milho</i>	-0,2693	-0,3801	-0,1586	5,65E-02	<0,05

O modelo final é apresentado na Equação (24) e, da mesma forma como apresentado para a perda de Fósforo, o coeficiente ajustado de determinação foi bastante baixo (Tabela 47). Apenas 40% dos dados são explicados pelo modelo. Apesar disso, o p-valor foi menor que 0,05.

$$K = (((-1,70 + (0,05) * Int + (-0,05) * Macro + (-0,03) * Palha + (-0,04) * Dec + (-0,27) * Cult_Milho) * -0,02) + 1)^{(1/-0,02)} \quad (24)$$

Tabela 47. Métricas de desempenho para modelo de perdas de Potássio

R ²	0,36
R ² ajustado	0,40
RMSE	1,10
p-valor	<0,05

Já em relação à tabela ANOVA (Tabela 48), todas as variáveis selecionadas passaram o teste de significância (p-valor<0,05).

Tabela 48. Análise de variância (ANOVA) da regressão para o modelo de perdas de água

	GL	SQ	QM	p-valor
<i>Int</i>	1	1255,22	1255,22	<0,05
<i>Macro</i>	1	55,00	55,00	<0,05
<i>Palha</i>	1	15,62	15,62	<0,05
<i>Dec</i>	1	6,67	6,67	0,02
<i>Cult_Milho</i>	1	27,81	27,81	<0,05
Resíduos	1981	2419,51	1,22	

GL: graus de liberdade; SQ: soma dos quadrados; QM: quadrado médio; F: valor F calculado.

O teste de falta de ajuste (Tabela 49) indicou que o modelo não especifica corretamente a relação (p-valor=0,02).

Tabela 49. Teste de falta de ajuste para o modelo de perdas de água

GL residual	SQR	GL	SQ	p-valor
1981	2419,51			
6	1,28	1975,00	2418,23	0,02

GL: graus de liberdade; SQR: soma dos quadrados dos resíduos; SQ: soma dos quadrados; QM: quadrado médio; F: valor F calculado.

De acordo com Kaufmann et al. (2018), o Potássio é considerado um elemento móvel. Portanto, é bastante suscetível ao transporte por água escoada. Não há regulamentações sobre um valor crítico de K em corpos d'água por não ser considerado um contaminante potente.

4.10 Comparações entre os modelos de perdas de água, solo e nutrientes

Fazendo um comparativo geral dos modelos desenvolvidos (Tabela 50), foi possível observar que a intensidade de chuva foi a variável que esteve presente em todos os modelos, sendo um fator determinante na geração dos modelos. Em segundo lugar, o tipo de cultivo foi importante, mostrando apenas o cultivo de milho, e a correlação foi sempre negativa, indicando que as perdas por escoamento no cultivo de milho são inferiores à de cultivo de soja. Isso pode ser justificado pela cobertura da vegetação de milho ser superior à da soja, protegendo o solo contra erosão.

Tabela 50. Variáveis selecionadas pelo método *stepwise* para cada modelo. A ordem alfabética (em coluna) representa a ordem decrescente da correlação linear de Pearson entre as variáveis. Os sinais representam a correlação positiva (+) e negativa (-)

	<i>Água</i>	<i>Solo</i>	<i>Ca</i>	<i>Mg</i>	<i>P</i>	<i>K</i>
<i>Int</i>	+A	+B	+A	+A	+B	+A
<i>Ds</i>	+D		+C	+C		
<i>Macro</i>		-C	-D	-D		-C
<i>Palha</i>	+C	-D			+D	-D
<i>Dec</i>			+E		-C	-E
<i>Cult_Milho</i>	-B	-A	-B	-B	-A	-B
<i>Cult_Soja</i>						

Ainda na Tabela 50, além da intensidade de chuva e do tipo de cultivo, a cobertura de palha foi mais influente em maior número de modelos (*Água, Solo, P e K*), não aparecendo apenas para perdas de Cálcio e Magnésio. Ainda assim, não foi possível concluir em relação ao seu sinal da correlação. Bertol et al. (2017), ao estudarem a perda de nutrientes por erosão hídrica, observaram alta sensibilidade do Cálcio e Magnésio aos efeitos do manejo do solo e tipo de cultura na camada superficial do solo.

A declividade do solo chamou atenção por ser um dos últimos da ordem de correlação linear, chegando a influenciar apenas as perdas de Cálcio, Fósforo e Potássio. Portanto, pode ser considerado de menor importância para os modelos, mas é importante notar que a variação da declividade do experimento também foi baixa.

Para a variável densidade do solo, todas as correlações com as perdas por escoamento foram positivas. Logo, maiores níveis de compactação resultaram em maiores perdas de água, Cálcio e Magnésio. Já para macroporosidade, todas as correlações foram negativas, indicando a relação inversamente proporcional entre o volume dos macroporos e as perdas de solo, Cálcio, Magnésio e Potássio – o que é justificado por proporcionar maior infiltração da água, havendo menor escoamento superficial.

5. CONCLUSÕES

1. De modo geral, as maiores perdas de água, solo e nutrientes estão relacionadas à intensidade de chuva, ao tipo de cultivo e à cobertura de palha;
2. As correlações de todas as perdas por escoamento, água, solo e nutrientes foram positivas com a densidade do solo e negativas com a macroporosidade. Assim, maiores níveis de compactação resultaram em maiores níveis de erosão;
3. Os ajustes polinomiais de grau 3 para cobertura de palha apresentaram uma boa estimativa;
4. Os modelos das perdas foram todos significativos a 5%, com destaque para perdas de água, solo e Fósforo, que não detectaram falta de ajuste, implicando maior qualidade na predição.

CAPÍTULO 2

MODELAGEM DE ESCOAMENTO SUPERFICIAL SOB NÍVEIS DE PALHA COM DADOS AUTOMATIZADOS DE UM SIMULADOR DE CHUVAS

CHANG, Pablo. Universidade Estadual do Oeste do Paraná, agosto de 2022.

Modelagem de escoamento superficial sob níveis de palha com dados automatizados de um simulador de chuvas. Orientador: Prof. Dr. Deonir Secco. Coorientador: Prof^ª. Dr. Rogério Luis Rizzi e Prof^ª. Dra. Araceli Ciotti de Marins

RESUMO

Os modelos matemáticos são fundamentais para o planejamento e gestão da água potável na agricultura e, tendo em vista a complexidade de calibrar tais modelos, torna-se necessário a utilização de simuladores de chuvas. O objetivo deste trabalho é de aplicar modelos adaptados com equações diferenciais e equação da onda sobre o escoamento superficial de um Latossolo Vermelho de textura argilosa, sob camadas de palha de milho de 0, 5 e 10 $t\ ha^{-1}$, comparando a utilização da equação de Philip e de Kostiakov. Foi construído um simulador de chuvas com bicos de aspersão e com uma caixa de solo de 1,0x1,0x0,3 m, acoplado com sensores de umidade. O solo foi obtido da área experimental do Instituto de Desenvolvimento Rural do Paraná (IDR-Paraná), polo regional de Santa Tereza do Oeste, onde estabeleceu-se a construção do “perfil” com as camadas de 0-0,1; 0,1-0,2 e 0,2-0,3 m, com os valores médios de densidade do solo existente nos tratamentos, sobre a qual foram realizadas as avaliações de escoamento de água no simulador de chuvas. Foi utilizado um sensor ultrassônico para automatizar a coleta de dados de escoamento. Os resultados do experimento evidenciaram que o simulador construído mostrou um alto potencial para o estudo da erosão do solo. As curvas ajustadas representaram de forma satisfatória o comportamento físico da taxa de escoamento. A utilização do modelo de Kostiakov no escoamento superficial demonstrou melhor ajuste aos dados em relação ao modelo de Philip.

"O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001"

PALAVRAS-CHAVE: chuva simulada; onda cinemática; palha na superfície.

CHANG, Pablo. Western Paraná State University, September 2021. **Water and sediment transport models under the effect of vegetation cover with the use of a rainfall simulator.** Advisor: Prof. Dr. Deonir Secco. Co-advisor: Prof. Dr. Rogério Luis Rizzi and Prof. Dr. Araceli Ciotti de Marins.

ABSTRACT

Mathematical models are fundamental for the planning and management of drinking water in agriculture and, given the complexity of calibrating such models, it is necessary to use rainfall simulators. The objective of this work is to apply models adapted with differential equations and wave equation, on the surface runoff of a Red Latosol with a clayey texture, under layers of corn husk of 0, 5 and 10 t ha⁻¹, comparing the use of the Philip and Kostikov equation. A rainfall simulator was built with sprinkler nozzles and a soil box measuring 1.0x1.0x0.3 m, coupled with humidity sensors. The soil was obtained from the experimental area of the Instituto de Desenvolvimento Rural do Paraná (IDR-Paraná), regional center of Santa Tereza do Oeste, where the construction of the "profile" with layers of 0-0.1 was established; 0.1-0.2 and 0.2-0.3 m, with the average values of soil density in the treatments, on which the water flow assessments were carried out in the rainfall simulator. An ultrasonic sensor was used to automate the collection of flow data. The results of the experiment showed that the simulator built showed a high potential for the study of soil erosion. The fitted curves satisfactorily represented the physical behavior of the flow rate. The use of the Kostikov model in surface runoff showed a better fit to the data in relation to the Philip model.

"This work was carried out with the support of the Coordination for the Improvement of Higher Education Personnel - Brazil (CAPES) - Financing Code 001"

KEYWORDS: simulated rain; kinematic wave; straw on the surface.

1. INTRODUÇÃO

Modelos matemáticos são fontes importantes de informação para as estratégias de uso do solo e da água na agricultura, sobretudo para evitar os efeitos nocivos da erosão hídrica (MELLO et al., 2016). São ferramentas relevantes para realizar predições (VANWALLEGHEM et al., 2017), por sua capacidade de simular valores extremos das variáveis de interesse.

Os resultados obtidos com modelagem e simulação são fundamentais para planejamento e gestão da água na agricultura (MELLO et al., 2016), principalmente porque o escoamento resulta no desperdício de água e nutrientes que deveriam ser aproveitados pelas raízes das plantas em cultivo.

O uso da modelagem estatística está atrelado aos dados e informações da área local na qual foi implementado o estudo. Porém, uma vez que tais modelos são reutilizados em outros ambientes, as informações estimadas estão sujeitas a uma incompatibilidade. Por essa razão, este capítulo terá um enfoque aos modelos semiempíricos, que levam em consideração a Física Mecânica por trás do processo e os dados coletados do ambiente.

Além disso, neste capítulo é apresentado o processo da construção de um simulador de chuvas, incorporando estruturas mecânicas, hidráulicas e eletrônicas. O simulador possui vantagem em controlar diversos fatores que determinam a erosão do solo, como declividade, intensidade de chuva e quantidade de palha. É possível realizar grandes quantidades de repetições em tempo reduzido, o que melhora a qualidade das predições dos modelos.

Desse modo, é esperado que o simulador construído, assim como o modelo aplicado, possa contribuir para futuros estudos sobre a erosão do solo, incentivando o uso e manejo do solo de forma sustentável.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Modelos semiempíricos para o estudo da erosão

O desenvolvimento de modelos semiempíricos é de grande importância, visto que atende às características que um modelo empírico não possui. Afinal, para ser considerado um modelo satisfatório, ele deve satisfazer os requisitos de aceitabilidade universal; confiabilidade; facilidade de uso com um mínimo de dados; e habilidade para atender as mudanças do clima e a conservação do solo (PANDEY et al., 2016).

Uma série de modelos hidrológicos de erosão de solo foi desenvolvida utilizando expressões matemáticas que descrevem processos físicos individuais, pois não existem modelos que são completamente baseados na física, eles sempre contêm um componente empírico, além do conceitual (PANDEY et al., 2016).

Um estudo de revisão sobre modelos de erosão por escoamento, apresentado por Mello et al. (2016), mostrou que as limitações encontradas nas estruturas de modelos estão, principalmente, na incapacidade em descrever fisicamente as interações de situações reais como a de considerar o tempo de chuva e o impacto das plantas na superfície. Além disso, todos os modelos de hidrologia possuem a mesma estrutura física, não contando com problemas relacionados ao longo prazo por diferentes manejos do solo.

A atual geração de modelos de erosão varia de forma significativa nos requisitos computacionais e tratamentos dos dados. Devido à grande diversidade de modelos, é possível encontrar todo tipo de modelo para resolver qualquer problema prático encontrado na natureza (PANDEY et al., 2016).

2.2 Simuladores de chuva

Praticamente todos os modelos semiempíricos também requerem a calibração com dados de campo, para então serem validados em outras aplicações com condições similares (PANDEY et al., 2016). Modelos que são calibrados em áreas rurais, com condições de clima específico, são muito sensíveis quando aplicados em condições de clima diferentes. Portanto, tais calibrações precisam ser realizadas com coletas em ambientes controlados, ou com um alto número de repetições, quando coletados em campo.

Sendo assim, o uso de simuladores é indispensável em estudos de erosão hídrica (BERTOL; BERTOL; BARBOSA, 2012). Os simuladores de chuva são equipamentos que utilizam aspersores que possibilitam lançar água a uma intensidade superior à capacidade de infiltração do solo, simulando uma lâmina de escoamento superficial do solo. Eles possuem capacidade de simular condições de velocidade de impacto das gotas de chuva, de intensidade de precipitação, de duração de chuvas e de ângulo de impacto das gotas (BRANDÃO et al., 2006).

As principais características a serem atendidas para tais simuladores são: tamanho de gotas de 1 a 3 mm; intensidade de precipitação entre 12 e 120 mm/h; área de aplicação de chuva maior que 0,5 m²; distribuição homogênea das gotas em toda área; capacidade de repetibilidade; manutenção satisfatória; portabilidade; ângulo de impacto vertical; e velocidade das gotas em média de 6 a 7 m/s (MEYER, 1994).

Os pontos positivos do uso simuladores de chuvas em coletas, quando comparados ao trabalho de campo, são o menor custo para obtenção de dados e o trabalho com condições controladas. Além disso, existe a possibilidade de coletar grande número de repetições com menor variância, já que as coletas em campo são mais demoradas e com maior variabilidade e dependem exclusivamente do clima local. Ainda, há a vantagem de observar todo o período de aplicação da chuva e de controlar o ambiente de forma robusta para gerar condições críticas de ocorrência de perdas de água, solo e nutriente (BRANDÃO et al., 2006).

No entanto, a utilização dos simuladores de chuvas também tem suas desvantagens a serem consideradas. Entre elas estão o alto custo de construção e manutenção; a não-reprodução da velocidade e distribuição de gotas naturais; e o fato de as parcelas poderem não ser muito representativas a uma área rural (BRANDÃO et al., 2006), isto é, representa apenas, parcialmente, condições de sistema convencional de preparo do solo, pelo fato de ter revolvimento do solo.

Sobrinho, Gómez-Macpherson e Gómez (2008) construíram um simulador portátil para chuvas, com a última versão denominada InfiAsper2. Eles utilizaram bicos Veejet 80.100 e 80.150, com faixa de intensidade de 30 a 155 mm/h, e que pode ser usado para estudar efeitos de diferentes manejos.

Volk e Cogo (2014) usaram em seus experimentos um simulador de chuvas aplicado diretamente no campo, do tipo de braços rotativos, denominado modelo Swanson. Tal modelo é movido a motor estacionário de dois tempos, possui saída de

água por dez tubos paralelos ao solo dispostos radialmente, por meio de bicos pulverizadores, e a grande diferença com os demais modelos está em seu vasto alcance de molhamento de até 15 metros de raio.

Simuladores que usam outros meios para gotejar, além de aspersores, também são aplicados. É o caso de Hu et al. (2018), que empregaram uma caixa cilíndrica com a parte superior aberta. O gotejamento foi realizado por meio de agulhas de seringa com diâmetro de 0,6 mm e a intensidade de chuva foi controlada ajustando a queda d'água.

Deng, Lima e Jung (2008) também desenvolveram o próprio simulador para seus experimentos, com calha de solo de inclinação ajustável e com três bicos de cone cheio. Foram usadas conexões com abastecimento e bomba. O espaçamento entre bicos foi de 0,5 m e altura do bico ao solo foi de 2,49 m. Já a intensidade padrão de chuva foi de 211,8 mm/h.

2.3 Aplicação de modelos matemáticos com chuvas simuladas

O desenvolvimento tecnológico trouxe melhorias significativas para o uso e a aplicação de modelos hidrológicos para resolver problemas da Engenharia Agrônômica e de questões ambientais (MELLO et al., 2016).

Tao, Wu e Wang (2017) desenvolveram modelos de transporte de água, sedimento e nutrientes com o uso de simulador de chuvas. Eles avaliaram parcelas de 1 m² com densidade de solo de 1,41 g/cm³ e quatro padrões de intensidades: uniforme (130-130-130 mm/h); crescente (100-130-160 mm/h); crescente-decrescente (100-160-130 mm/h) e decrescente (160-130-100 mm/h). A perda de água foi verificada pelo nível de um barril de 30 cm de diâmetro e a perda de solo e nutrientes foi feita por secagem de amostras e por espectroscopia ultravioleta e visível.

A modelagem matemática foi construída usando a equação de conservação da massa, considerando várias variáveis como declividade do terreno, tempo de empoçamento e demais constantes calibradas com ajustes de curvas. Os resultados mostraram que os modelos calcularam com acurácia as perdas de sedimento e de nutrientes e que os diferentes padrões de chuva interferiram significativamente nas perdas.

Xing et al. (2019) desenvolveram um modelo matemático do transporte de nitrogênio amoniacal em escoamento com diferentes gradientes de declive sobre

chuva simulada. A área avaliada, a céu aberto, foi de 10 x 5 m, com três bicos entre 5 m cada lado, os quais produziam gotas de 1,4 mm de diâmetro e precipitação de 20 a 120 mm/h. A uniformidade de precipitação na área foi de 85%.

A inclinação do solo foi nivelada com pá e depois deixada em pousio por cerca de duas semanas. O experimento foi realizado às 06h00 para evitar influência do vento. Os tratamentos consistiram em declives de 5, 10, 15 e 20° e intensidades de chuvas de 25, 50 e 75 mm/h. O tempo de cada amostra foi de 5 minutos. Para coleta de nitrogênio amoniacal, garrafas plásticas foram coletadas e armazenadas a 4°C.

Em relação à modelagem matemática, da mesma forma como Tao, Wu e Wang (2017), Xing et al. (2019) também usaram a lei de conservação da massa, o coeficiente de Manning e conservação de massa do soluto. Foi usada a equação de Philips de infiltração e as equações foram solucionadas numericamente usando o método de Runge-Kutta-Fehlberg, implementado no Matlab 12.0. Os resultados mostraram que os tratamentos de menor declive apresentaram menores taxas de perda de nutrientes.

3. MATERIAL E MÉTODOS

6.1. Construção de um simulador de chuvas

A justificativa para se construir um simulador de chuvas está relacionada a trabalhar com condições controladas, podendo-se trabalhar com uma gama de fatores que podem influenciar no estudo da erosão hídrica, além de coletar grandes quantidades de dados em um curto período. Nesta seção, serão apresentados detalhes sobre a construção referente à estrutura metálica, sistema hidráulico e sistema eletrônico.

6.1.1. Estrutura metálica

O projeto da parte estrutural passou por diversas versões e avaliações técnicas, desde 2019. A primeira versão (Figura 17) consistiu-se em uma estrutura metálica com reguladores de altura na parte inferior da caixa de solo. Entretanto, após discussões, supôs-se que o peso do solo poderia exceder a capacidade de manuseio, dificultando a regulagem do declive.

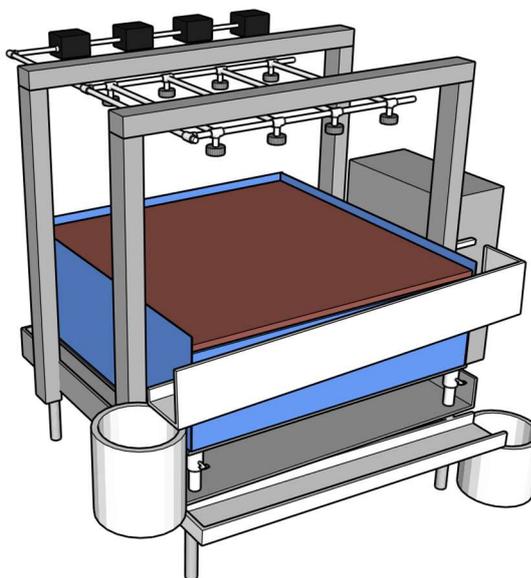


Figura 17. Primeiro design do simulador, com mecanismo de declive na parte inferior.

Assim sendo, todo o projeto da estrutura foi reformulado, com uma estrutura mais robusta e resistente, em aço carbono e pintura epóxi (Figura 18). Os

componentes do simulador são desmontáveis com parafusos, com caixa metálica no centro com rodas de nylon de 4" capaz de suportar peso do solo denso, além de facilitar a locomoção. Ele foi planejado para possibilitar melhor transporte à área rural e trazer ao laboratório o solo da região com sua estrutura preservada, quando necessário.

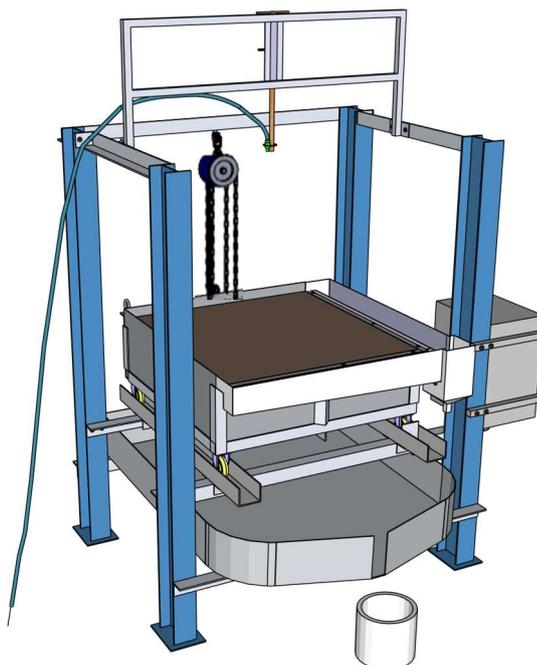


Figura 18. Desenho recente do simulador, com mecanismo de declive por meio de uma talha manual por trás da caixa de solo e de rodízios fixos de nylon sobre um trilho.

Uma talha manual com suporte a 1 tonelada (modelo TTM150 – Trato) é suspensa em uma cantoneira com olhal de aço Inox para ajustar a declividade do solo. Ela pode ser pendurada tanto no meio da cantoneira como no canto dela, para viabilizar escoamento em duas direções.

A estrutura metálica possui duas saídas de água do escoamento. Quando for superficial, ela se dá por intermédio de duas calhas inclinadas interligadas a um bocal menor. Outra saída é pela parte inferior do simulador da caixa de solo em uma calha larga e inclinada para a saída, a qual coleta toda água percolada e que percorre até um bocal de saída. A altura dessa calha é suficiente para posicionar um balde de 25 cm abaixo do bocal, como ilustrado na Figura 18, acima.

O cano vertical onde é posicionado o bico também é ajustável, possibilitando regular a distância do solo ao bico na altura de 80 a 100 cm. A entrada do cano possui

½". Em um dos trilhos há uma trava para o rodízio de nylon, de forma a evitar possíveis movimentos da caixa de solo para fora, quando erguidos com a talha manual.

A caixa metálica para alocar solo possui dimensões de 1,0 x 1,0 x 0,3 m, reforçada com canaletas na parede, que possuem espessura de 2 mm para evitar eventuais deformações por causa do solo compactado. A altura de 30 cm foi escolhida pelo interesse agrônomo em avaliar camadas de 0-10; 10-20 e 20-30 cm, e a área maior que 0,7 m² é recomendada por Brandão et al. (2006). O fundo possui uma chapa esburacada de diâmetro 4,76 mm (3/16"), com chapa de aço de espessura de 2,65 mm, distância entre furos de 8 mm e área perfurada de 32%.

6.1.2. Sistema hidráulico

Antes do planejamento do circuito hidráulico, foi definida a escolha do bico adequado. Boa parte de bicos convencionais para irrigação apresentaram vazão muito superior à faixa de intensidade de chuva de 12 a 120 mm h⁻¹ indicado por Brandão (2006), além de os jatos serem de cone oco. Sobrinho, Ferreira e Pruski (2002) utilizaram bicos Veejet em seu simulador de chuvas, que produzem gotas com diâmetros médios semelhante às de chuva natural.

Tendo em vista essa informação, verificou-se o catálogo do fabricante desse bico (*Spraying Systems Co.*) e, em contato com especialista do fabricante, foi sugerido o uso de modelo *FullJet* no lugar de modelo *Veejet*, pois o modelo *FullJet* lança jatos de água de cones cheios e foi lançado recentemente, enquanto o modelo antigo *Veejet* apenas lança jato em formato leque (Figura 19).



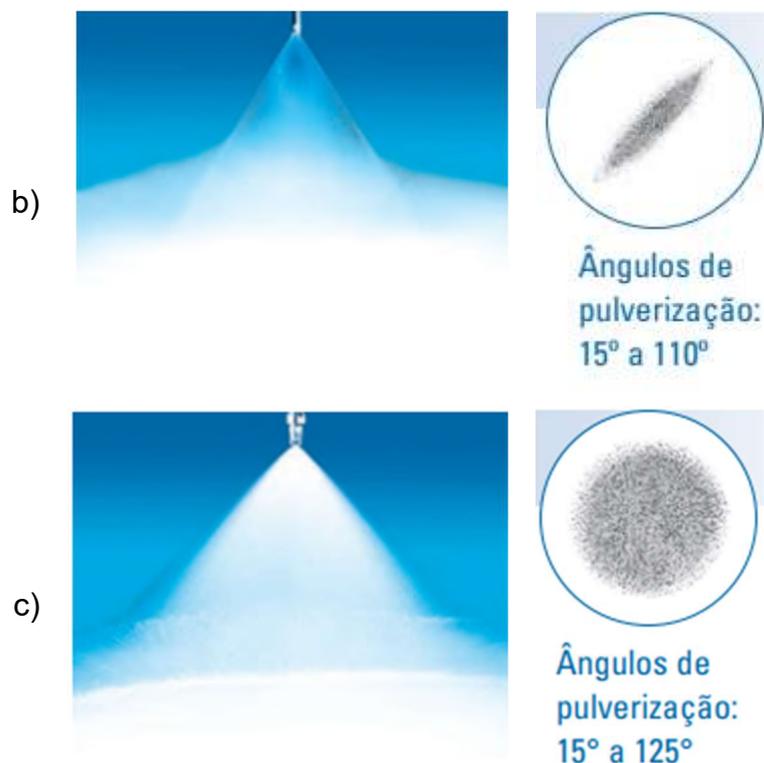


Figura 19. Comparativo entre jatos de cone oco (a), de jato leque (b) e cone cheio (c).
Fonte: *Spraying Systems* (2021).

Após uma análise técnica levando em consideração o tamanho das gotas e a vazão do bico, foi escolhido o modelo *Quick FullJet* – QGA de aço Inox, que atende os requisitos esperados para um simulador de chuvas com intensidades que variam de 29,4 a 114 mm/h. As características técnicas são apresentadas na Tabela 51:

Tabela 51. Especificação técnica do bico escolhido de modelo *Quick FullJet* – QGA

Capacidade*	Vazão do bico		Tamanho das gotas (mm)	Pressão (bar)	Ângulos de pulverização (°)		
	(L/min)	(mm/h)			0.5	1.5	6
1.5	0,49 - 1,9	29,4 - 114	1 - 5	0,4 - 10	52	65	59

* Valor utilizado unicamente para identificação do produto.

Na sequência, foi desenvolvido o planejamento do circuito hidráulico ilustrado na Figura 20, a seguir. A entrada de água, instalada no Laboratório de Física de Solo (LAFIS) da UNIOESTE, *campus* Cascavel, começa pela linha de água de tubulação PVC de ½" e percorre até uma caixa de água de 350 L, com sistema de boia até altura de 70%.

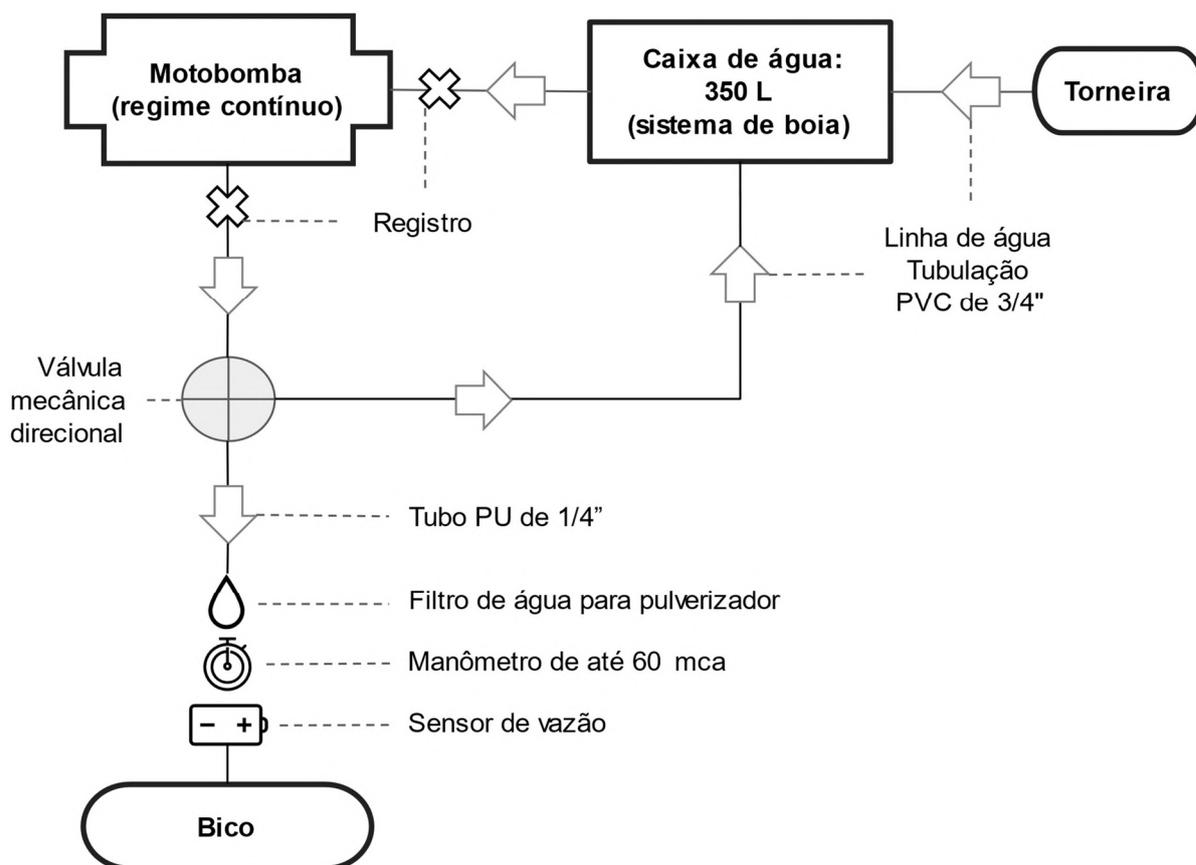


Figura 20. Circuito hidráulico do simulador de chuvas em regime contínuo.

A água passa pelo primeiro registro após a caixa de água, o qual é fechado durante o desuso. Foi utilizada uma motobomba de baixa vazão de modelo BC-92 S/T AV 1CV Monofásico da Schneider, que atende a pressão de 5 a 100 mca (0,5 a 10 bars). Um segundo registro de segurança é localizado após a motobomba, que, necessariamente, precisa estar aberto caso a bomba estiver ligada (Figura 21).

Na sequência, uma válvula mecânica direcional, do tipo registro de gaveta, é usada para controlar os níveis vazão. A água remanescente, que não se dirige para o bico, é retornada para a caixa de água, mantendo-se um regime contínuo. A saída dessa válvula reguladora de pressão é conectada a um tubo PU de orifício 1/4". Para evitar quaisquer obstruções do bico por partículas sólidas indesejáveis – o que, pelos testes iniciais, comprometeu significativamente na uniformidade de distribuição das gotas –, inseriu-se um filtro de linha específico para pulverizador de modelo Jacto.

Com o intuito de observar a pressão da saída da motobomba, após o filtro de linha foi acoplado um manômetro de até 60 mca do mesmo fabricante. O objetivo é controlar a saída de água para alcançar a intensidade de chuva desejada. Anteriormente testado com manômetro de até 100 mca, verificou-se que a pressão

máxima foi na faixa de 60 mca. Antes de chegar ao bico, a água também passa por um sensor de vazão – apresentado na Seção 6.1.3.

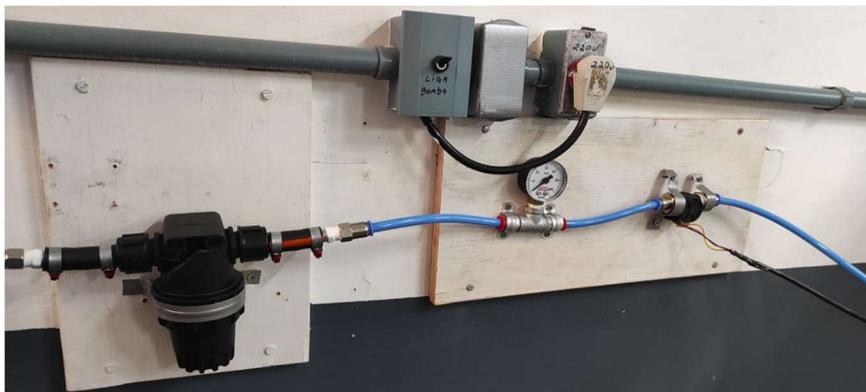


Figura 21. Filtro, manômetro e sensor de vazão conectados com a linha de água do simulador de chuvas.

Os valores mostrados pelo manômetro estão em metros por coluna de água (mca), porém é possível estabelecer uma relação com a intensidade de água em $mm\ h^{-1}$, realizando-se uma regressão. Assim, foram feitos testes de pressão de 5, 10, 20, 30, 40, 50 e 60 mca, sendo registrado o volume de água que sai do bico para o recipiente, no intervalo de um minuto. Foram realizadas três repetições e os valores foram convertidos para intensidade de chuva em $mm\ h^{-1}$. Após a tabulação dos dados, por meio do *software* R, foi realizado um ajuste logarítmico com as médias dessas repetições.

Para verificar a distribuição de gotas em toda área molhada, foram colocados nove beakers de 100 mL e 6,5 cm de diâmetro, com equidistância de 13 cm e posicionados em tábuas de madeira sobre a caixa de solo. A formação dos copos consistiu-se em uma cruz no centro abaixo do bico, isto é, com duas fileiras posicionadas em direção perpendicular, coincidindo o recipiente do meio (Figura 22). Mediu-se o volume de água dos recipientes com três repetições de cinco minutos para pressões de 5 a 60 mca. Após cada repetição, limpou-se o bico com pressurizador de ar para impedir que obstruções ocasionadas pela sujeira interferissem nos valores entre as repetições.



Figura 22. Recipientes para coleta de distribuição de chuva.

Foram feitos gráficos polares para observar a distribuição da chuva e calculado o Coeficiente de Uniformidade de Distribuição (CUD) para cada pressão testada, sendo elas 10, 30 e 50 mca. O cálculo é baseado na Equação (25):

$$CUD = \frac{x_{25}}{\bar{x}} \times 100 \quad (25)$$

Onde x_{25} representa a média do menor quartil (mm) e \bar{x} a média de todos os volumes precipitados (CRIDDLE, 1956).

6.1.3. Sistema de automação de aquisição de dados

Todo o sistema eletrônico foi desenvolvido pelo Édipo Alexandre Pereira Carneiro (2022), em sua dissertação de mestrado no Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação (PPGComp), da UNIOESTE, *campus* Cascavel. O projeto foi intitulado “Desenvolvimento de um datalogger configurável e de baixo custo para aplicação em pesquisas ambientais”. O protótipo (Figura 23, a seguir) foi acoplado a um gabinete, com conexões elétricas para três tipos de sensores, sendo a de vazão, a de umidade do solo e de altura de nível de água (ultrassônico). Todos os dados foram armazenados em um cartão de memória.



Figura 23. Datalogger para coleta de dados por sensores. Desenvolvido pelo mestre Édipo Alexandre Pereira Carneiro.

O sensor de vazão de água utilizada é do tipo Efeito Hall, de modelo YF-S201B, e que mostra a saída por pulso. Possui uma tensão de 5-24V e faixa de fluxo de 1-30 $L\ min^{-1}$. Com o objetivo de converter as leituras da quantidade de pulsos para volume de água, foram coletadas três repetições a pressões de jato em um recipiente, registrando-se a leitura do sensor e o volume do recipiente. As pressões foram de 5, 10, 20, 30, 40, 50 e 60 mca.

Com o intuito de medir o volume de água coletada, seja por escoamento, seja por percolação, foi utilizado um sensor de distância ultrassônico HC-SR04, o qual emite uma onda sonora que, ao encontrar um obstáculo, rebate de volta em direção ao módulo. A calibração foi feita baseada em regressão linear simples, relacionando o valor bruto do sensor *versus* lâmina de água em um balde padronizado (Figura 24). Também foram coletadas três repetições para cada oito leituras do sensor ultrassônico.



Figura 24. Sensor ultrassônico para medir o volume de água.

Já os sensores de umidade de solo foram do tipo capacitivo, com tensão de operação 3,3 a 5V e saída analógica de 0 a 3V. A calibração consistiu-se em pesar nove potes de vidro vazios e encher de solo em um dos potes até saturação. Eles foram tampados com tecido tule e deixados de bocal para baixo até interromper o gotejamento. O solo saturado foi, então, pesado e secado a 105°C.

Com a massa do solo seco, foi possível obter a massa de água por meio da diferença antes e depois da secagem. Dessa forma, foi distribuído igualmente o solo seco para nove recipientes: P1 (tratamento seco) ao P9 (tratamento saturado). Após calculado o intervalo de classe para a massa de água em cada pote, em ordem crescente, utilizou-se bacia e luvas para umedecimento.

De forma a evitar evapotranspiração, foi utilizado papel alumínio e elástico (Figura 25). Os sensores são, um por um, colocado em cada pote de vidro em ordem crescente. As leituras do datalogger foram registradas em quatro repetições e, depois, foram realizadas permutação cíclica entre potes e sensores.

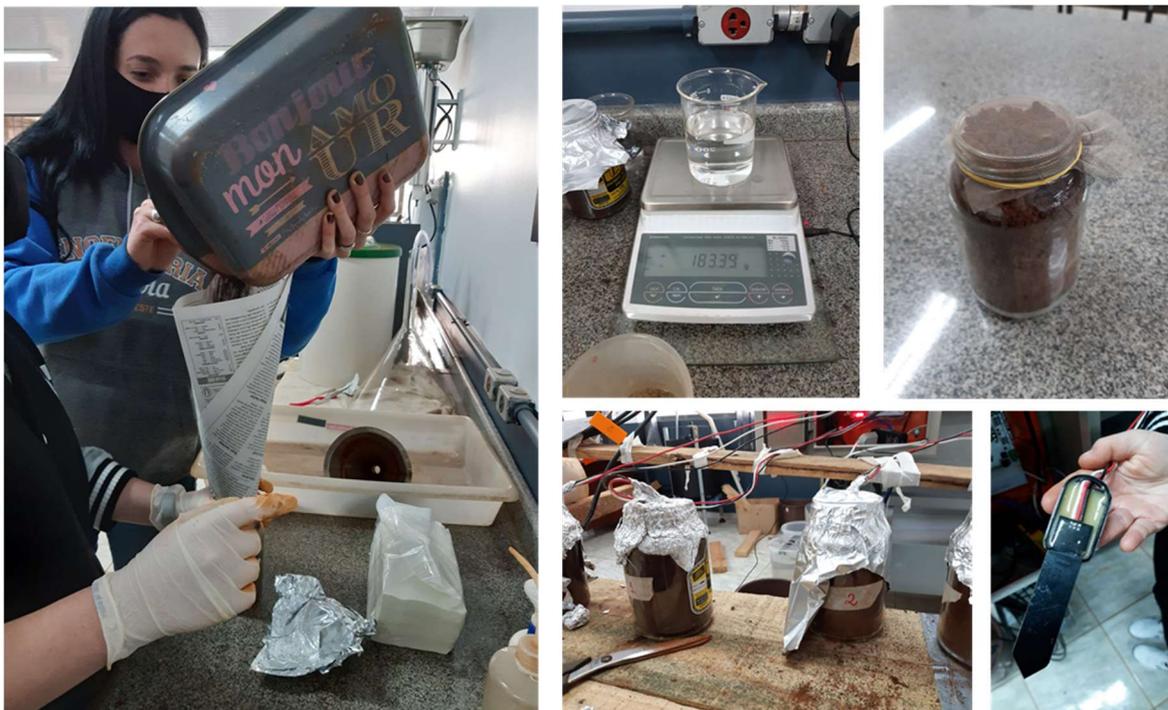


Figura 25. Teste de calibração dos sensores de umidade.

Para calcular a umidade gravimétrica do solo (U), foram secadas três amostras de solo de cada pote, pesadas antes (MSU) e após a secagem (MSS) (Equação (26)):

$$U = \frac{MSU - MSS}{MSS} \quad (26)$$

Por fim, foi feita regressão linear simples para determinar a equação da umidade do solo a partir da escala de cada sensor. O manual completo para a calibração dos sensores está expresso no Apêndice 2.

6.2. Avaliação de performance do simulador de chuvas

Com o simulador de chuva construído, foi preciso realizar alguns testes para avaliar a sua performance e verificar a sua qualidade na coleta de dados. Assim sendo, esta seção apresenta os procedimentos, desde a preparação do solo e palha até as primeiras coletas de material escoado por meio de chuva simulada.

6.2.1. Preparação de solo e palha

O solo contido no simulador de chuvas foi compactado manualmente com diferentes densidades a cada três camadas. Com as densidades pré-definidas, foram estimadas as massas de solo para cada camada e depois dispostas na caixa. Para melhor representar o solo de um campo agrícola, foi carregado o solo e palha do

Instituto de Desenvolvimento Rural do Paraná (IDR-Paraná), polo regional de Santa Tereza do Oeste, a mesma área experimental do CAPÍTULO 1, o qual contém as características físicas e químicas apresentadas na Seção 3.1. As densidades de solo para cada camada foram definidas usando a média das coletas de solo de dois anos nesta mesma área experimental (Tabela 52):

Tabela 52. Médias de densidade de solo coletadas durante dois anos para cada camada do IAPAR – Santa Tereza do Oeste.

Camadas (cm)	Densidade de solo (g/cm ³)
0-10	1,06
10-20	1,12
20-30	1,08

Para se calcular a quantidade de solo a ser compactado, foi utilizada a Equação (27):

$$\begin{aligned}
 Msd &= MSS \cdot (U + 1) \\
 &= Ds \cdot VT \cdot (U + 1)
 \end{aligned}
 \tag{27}$$

Onde Msd é a massa do solo de acordo com a densidade desejada (g), MSS a massa do solo seco (g), U a umidade atual do solo (cm³ cm⁻³), VT o volume do recipiente a ser compactado (cm³) e Ds o valor da densidade desejada (g cm⁻³). O solo foi transportado direto do campo para o laboratório com sacos plásticos e de ráfia, todos lacrados para preservar a sua umidade (Figura 26).



Figura 26. Processo da construção da caixa de solo com sensores de umidade.

A compactação do solo na caixa do simulador foi realizada utilizando estacas de madeira e, durante a compactação entre as camadas, foram enterrados os nove

sensores de umidade nos pontos centrais da caixa, com três sensores equidistantes em cada camada e no sentido do declive (Figura 27).

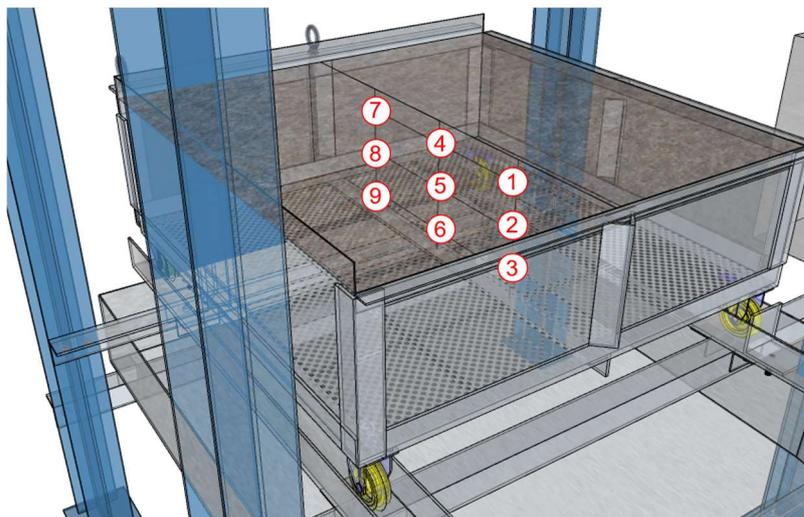


Figura 27. Raio-x da caixa de solo, mostrando a posição relativa de cada sensor.

A quantidade de palha necessária a ser trazida do campo (Mpd) é calculada por meio da massa palha seca em que se deseja estabelecer (Mps). E usando o cálculo da umidade representado pela Equação (26), representando a umidade da palha fresca do campo, obtém-se a Equação (28):

$$Mpd = Mps \cdot (U + 1) \quad (28)$$

Após concluir um experimento de coleta de água escoada, isto é, saturando todo o solo da caixa, foram utilizadas cinco lâmpadas infravermelhas para a secagem do solo (Figura 28). Para monitorar a umidade ao longo dos dias, até a estabilização, foi utilizado o acesso remoto no computador acoplado ao datalogger, o que possibilitou o monitoramento por qualquer outro computador via rede de Internet sem a necessidade de estar presente no laboratório.



Figura 28. Secagem da caixa de solo com lâmpadas infravermelhas.

6.2.2. Coleta de água e solo por escoamento superficial

Para preparação das coletas de material escoado, foram pesadas latas enumeradas com balança de precisão de quatro casas decimais. O datalogger foi ligado na tomada e conferiu-se o funcionamento de todos os sensores. Depois, foram abertos os registros de água e estabilizados por dois minutos, segurando o eventual gotejamento com bacia. Após a limpeza do bico com pressurizador de ar, foram feitas três repetições seguidas para encontrar a média da vazão do bico em um minuto.

O declive do solo foi estabelecido por meio da altura da elevação da roda traseira da caixa de solo (h_A), combinando com a Equação (7) e considerando $h_b = 0$, resultando em:

$$h_A = \frac{Dec \cdot d_{AB}}{100} \quad (29)$$

Onde Dec é a porcentagem de declive a ser avaliada e d_{AB} a distância entre as duas rodas tocando o trilho (cm). Para o simulador de chuvas construído, $d_{AB} = 89 \text{ cm}$.

Na sequência, foi colocada a quantidade de palha com umidade preservada sobre a caixa de solo, iniciando com cobertura máxima para evitar o selamento superficial. Assim que a motobomba foi ligada, a vazão foi controlada mediante a válvula mecânica direcional, conferindo a pressão pelo manômetro. Após estabilizada

a pressão – com toda água guardada em um recipiente –, foi iniciada a coleta de chuva simulada, anotando-se a hora inicial na planilha eletrônica.

Depois de esperar o conteúdo escoado percorrer toda a calha até o bocal de saída, começou-se a ligar o cronômetro e coletar todo o escoamento com beckers. O tempo coletado para cada becker foi estipulado e anotado, dependendo do volume de escoamento alcançado na primeira amostra, idealmente acima de 5 mL. Depois de cinco repetições, normalmente foi descartada a primeira amostra e feita a leitura em provetas, conseguindo-se, assim, as leituras de perdas de água (Figura 29).

Em tratamentos de solo descoberto, as perdas de solo foram mais intensas, acumulando bastante solo no bocal da palha. Por essa razão, nesses casos foi necessário desentupir o bocal de forma manual para evitar interferência na velocidade do escoamento.

Para perdas de solo, foi colocado todo conteúdo de água e solo em uma garrafa de 1,5 L. Depois de homogeneizado, foram separadas três amostras de 50 mL em latinhas para posterior secagem à estufa 105 °C e pesagem em balança de precisão, desconsiderando o peso das latas. Com os resultados, foi estimada a concentração em g/mL e multiplicada pelo volume escoado e, com isso, obteve-se a perda de solo.

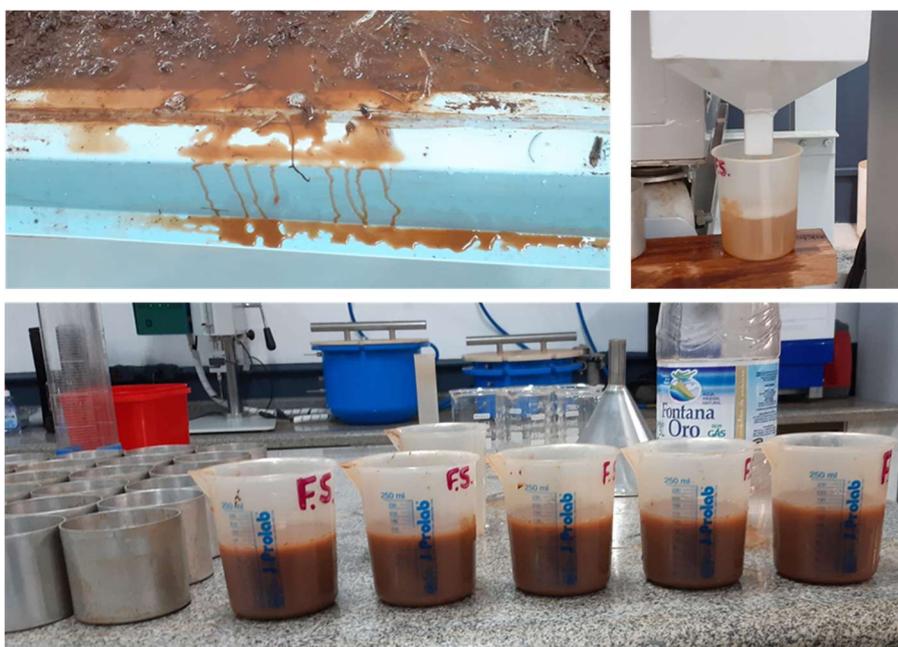


Figura 29. Coleta de perda de água e solo com simulador de chuvas.

Após concluir as repetições do determinado tratamento, foi feita a troca de palha e, quando necessário, usado um pente de metal para escarificar

superficialmente o solo no sentido perpendicular ao declive, para evitar a influência do selamento superficial entre as repetições na obtenção dos dados. Finalizada as coletas, foram desligados todos os registros de água e feito o backup dos dados dos sensores pelo cartão do datalogger. Todo o processo e seus algoritmos são apresentados no Apêndice 3.

Para avaliar a eficiência do simulador de chuvas construído no estudo da erosão, foi feito um teste preliminar, cujos resultados foram usados para projetos de dissertação, trabalho de conclusão de curso e relatório de iniciação científica de alunos vinculados a este produto. Os tratamentos para declives foram de 3, 8 e 20%; as pressões de bico foram de 10, 30 e 50 mca e a quantidade de palha foi de 0, 5 e 10 t ha⁻¹. Os dados foram submetidos ao Delineamento Fatorial e teste Tukey a 5% de significância.

6.3. Modelagem matemática

Nesta seção, serão estabelecidas as principais formulações para o transporte de água de uma superfície. Nas seções seguintes, serão mostrados os fundamentos físicos-matemáticos em canais abertos, como a equação da conservação da massa, equação da quantidade de movimento e onda cinemática. A partir da Seção 6.3.4, obtém-se as suas derivações para os modelos a serem utilizados no trabalho e suas soluções analíticas calculadas.

6.3.1. Equação da conservação da massa em uma dimensão

O princípio da conservação da massa atesta que a variação da massa de fluido no interior de um domínio, Ω , é determinada pela variação do fluido que atravessa a fronteira, Γ , do domínio em determinado intervalo de tempo, $\Delta t > 0$. Assim sendo, e considerando-se um elemento ou volume de controle de um canal aberto de comprimento $\Delta x > 0$, o balanço de massa para o caso unidimensional é formulado como na Equação (30):

$$\underbrace{\rho \frac{\partial A(x, t)}{\partial t} \Delta x \Delta t}_{\text{Variação da massa no interior do domínio, no tempo}} = \underbrace{\rho Q(x, t) \Delta t}_{\text{Massa de fluido entrando domínio, no tempo}} - \underbrace{\left[\rho Q(x, t) + \rho \frac{\partial Q(x, t)}{\partial x} \Delta x \right] \Delta t}_{\text{Massa saindo do domínio}} + \underbrace{\rho \eta(x, t) \Delta x \Delta t}_{\text{Massa entrando no domínio para lateral}} \quad (30)$$

Onde:

- $\rho > 0$: massa específica da água ($M L^{-3}$);
- $A(x, t) > 0$: área da seção transversal do canal (L^2);
- $Q(x, t)$: vazão do canal ($L^3 T^{-1}$);
- $\eta(x, t)$: contribuição lateral do canal ($L^3 T^{-1}$).

Tomando-se a massa específica como constante, divide-se a expressão (30) por $\rho \Delta x \Delta t > 0$, obtendo-se (31):

$$\begin{aligned} \frac{\partial A(x, t)}{\partial t} &= \frac{Q(x, t)}{\Delta x} - \frac{Q(x, t)}{\Delta x} - \frac{\partial Q(x, t)}{\partial x} + \eta(x, t) \\ &= -\frac{\partial Q(x, t)}{\partial x} + \eta(x, t) \end{aligned} \quad (31)$$

Subtraindo $\frac{\partial Q(x, t)}{\partial x}$ em ambos os lados de (31), resulta-se em (32):

$$\frac{\partial A(x, t)}{\partial t} + \frac{\partial Q(x, t)}{\partial x} = \eta(x, t) \quad (32)$$

Tomando a condição de contorno $\eta(x, t) = 0$, que é aquela que indica que não existe contribuição lateral ao fluxo no canal, a Equação (32) é representada usualmente por (33), que é escrita em termos de duas variáveis dependentes:

$$\frac{\partial A(x, t)}{\partial t} + \frac{\partial Q(x, t)}{\partial x} = 0 \quad (33)$$

6.3.2. Equação da quantidade de movimento

A Segunda Lei de Newton afirma que a taxa de variação temporal da quantidade de movimento é igual a soma das forças externas que atuam no sistema. Partindo desse Princípio, a equação do movimento sob as condições e restrições de interesse ao presente trabalho é a equação de Chézy, representada por (34). A dedução completa dessa equação é encontrada em Miller (1984), e envolve as variáveis utilizadas na equação da continuidade em um dado canal aberto, como mostrado na Seção 6.3.1.

$$S_f = S_0 - \underbrace{\frac{\partial y}{\partial x}}_{\text{Termo relacionado à pressão}} - \frac{1}{g} \underbrace{\left[V \frac{\partial V}{\partial x} + \frac{\partial V}{\partial t} \right]}_{\text{Aceleração desenvolvida no escoamento}} \quad (34)$$

Em que:

- S_0 : declividade do fundo do canal ($L L^{-1}$);
- S_f : declividade de atrito ($L L^{-1}$), definida como a taxa na qual a energia é perdida ao longo de um canal;
- g : aceleração da gravidade ($L T^{-2}$);
- V : velocidade média do escoamento na seção transversal do canal ($L T^{-1}$).

O termo da Equação (34) relacionado à pressão, $\frac{\partial y}{\partial x}$, é a razão entre as diferenças parciais de x e de y , descrevendo o comprimento e a altura do nível da água, respectivamente. Uma vez que o interesse neste trabalho de (34) é em escoamentos unidimensionais, sua solução pode ser simplificada para os propósitos deste trabalho.

Com efeito, desprezando o termo da aceleração em (34), tomando-se $V \frac{\partial V}{\partial x} + \frac{\partial V}{\partial t} = 0$, obtém-se a usual formulação como em (35):

$$S_f = S_0 - \frac{\partial y}{\partial x} \quad (35)$$

Além disso, se for assumido que a altura y seja uniforme ao longo do declive, situação em que $\frac{\partial y}{\partial x} = 0$, o termo de pressão é desprezado e (35) assume a sua forma mais simplificada possível que ainda preserva alguma física de interesse, sendo como em (36) (MILLER, 1984):

$$S_f = S_0 \quad (36)$$

6.3.3. Onda cinemática e a fórmula de Manning

O modelo de interesse ao trabalho então pode ser obtido por meio da equação da continuidade (33) e da equação de quantidade de movimento (36). O acoplamento das ambas as expressões formam o modelo da onda cinemática unidimensional (37) assim designado, visto que descreve o movimento unidimensional de um corpo de água, a cada instante de tempo.

$$\begin{cases} \frac{\partial A(x, t)}{\partial t} + \frac{\partial Q(x, t)}{\partial x} = 0 \\ S_0 = S_f \end{cases} \quad (37)$$

Sendo o conjunto de equações (37) dependente das duas variáveis $A(x, t)$ e $Q(x, t)$, a solução do sistema será possível, mas é indeterminada. Para resolver essa

situação, é utilizada a fórmula de Manning (CHOW, 1988) apresentada na Equação (38), de modo que o conhecimento de uma das variáveis dependentes $A(x, t)$ ou $Q(x, t)$ viabiliza tal solução do sistema.

$$S_f = \frac{Q(x, t)^2 n^2}{A(x, t)^2 R^{\frac{4}{3}}} \quad (38)$$

Onde:

- n : parâmetro que depende da rugosidade da parede do canal $(T L^{-\frac{1}{3}})$;
- R : raio hidráulico (L) do canal que representa o raio da seção transversal do canal.

Para efeito de solução, é isolada a variável $A(x, t)$ de (38), multiplicando-a por $A(x, t)^2 > 0$ e a resultante é dividido por S_f , obtendo-se (39):

$$A(x, t)^2 = \frac{Q(x, t)^2 n^2}{S_f R^{\frac{4}{3}}} \quad (39)$$

Elevando (39) à potência de $\frac{1}{2}$, obtém-se (40):

$$\begin{aligned} A(x, t) &= \left(\frac{Q(x, t)^2 n^2}{S_f R^{\frac{4}{3}}} \right)^{\frac{1}{2}} \\ &= \frac{Q(x, t)^{\frac{2}{2}} n^{\frac{2}{2}}}{S_f^{\frac{1}{2}} R^{\frac{4}{6}}} \\ &= \frac{Q(x, t) n}{S_f^{\frac{1}{2}} R^{\frac{2}{3}}} \end{aligned} \quad (40)$$

O raio hidráulico é definido como sendo a razão entre a área molhada e o perímetro molhado, $R = \frac{A(x, t)}{P}$, de modo que de (40) resulta em (41):

$$\begin{aligned} A(x, t) &= \frac{Q(x, t) n}{\sqrt{S_f} \left(\frac{A(x, t)}{P} \right)^{\frac{2}{3}}} \\ &= \frac{Q(x, t) n}{\sqrt{S_f} \frac{A(x, t)^{\frac{2}{3}}}{P^{\frac{2}{3}}}} \end{aligned} \quad (41)$$

Multiplicando a Equação (41) por $A(x, t)^{\frac{2}{3}}$, obtém-se (42):

$$A(x, t) A(x, t)^{\frac{2}{3}} = \frac{Q(x, t) n}{\sqrt{S_f} \frac{A(x, t)^{\frac{2}{3}}}{P^{\frac{2}{3}}}} A(x, t)^{\frac{2}{3}} \quad (42)$$

Ou seja,

$$\begin{aligned} A(x, t)^{\frac{5}{3}} &= \frac{Q(x, t) n}{\sqrt{S_f}} \frac{P^{\frac{2}{3}}}{A(x, t)^{\frac{2}{3}}} A(x, t)^{\frac{2}{3}} \\ &= \frac{Q(x, t) n P^{\frac{2}{3}}}{\sqrt{S_f}} \end{aligned} \quad (43)$$

Elevando a Equação (42) à potência de $\frac{3}{5}$, obtém-se (44):

$$\begin{aligned} A(x, t) &= \left(\frac{Q(x, t) n P^{\frac{2}{3}}}{\sqrt{S_f}} \right)^{\frac{3}{5}} \\ &= \left(\frac{n P^{\frac{2}{3}}}{\sqrt{S_f}} \right)^{\frac{3}{5}} Q(x, t)^{\frac{3}{5}} \end{aligned} \quad (44)$$

E como para efeitos de mensuração de dados obtidos empiricamente é mais complicado obter a declividade de atrito (S_f), a equação da quantidade de movimento simplificada (36) é frequentemente utilizada, em que $S_f = S_0$. Assim, a variável declividade do fundo do canal é mais fácil de ser mensurada e a Equação (44) resulta em (45):

$$A(x, t) = \left(\frac{n P^{\frac{2}{3}}}{\sqrt{S_0}} \right)^{\frac{3}{5}} Q(x, t)^{\frac{3}{5}} \quad (45)$$

Denotando-se por $a = \left(\frac{n P^{\frac{2}{3}}}{\sqrt{S_0}} \right)^{\frac{3}{5}}$ e tomando-se $b = \frac{3}{5}$, a Equação (45) é usualmente apresentada como (46):

$$A(x, t) = a Q(x, t)^b \quad (46)$$

Substituindo-se (46) na equação da continuidade (33), e observando-se que a e b não dependem do tempo, obtém-se a equação da onda cinemática na forma de (47):

$$\begin{aligned}
0 &= \frac{\partial Q(x,t)}{\partial x} + \frac{\partial (a Q(x,t)^b)}{\partial t} \\
&= \frac{\partial Q(x,t)}{\partial x} + abQ(x,t)^{b-1} \frac{\partial Q(x,t)}{\partial t}
\end{aligned} \tag{47}$$

Até o presente, a modelagem da onda cinemática foi contextualizada por considerações para um canal aberto de água, considerando a aplicação da fórmula de Manning que foi desenvolvida para este fim. Todavia, como o interesse neste trabalho é modelar o escoamento superficial, o modelo da onda cinemática é adaptado para um fluxo superficial.

Com efeito e se tratando de um escoamento, denota-se l o comprimento do escoamento superficial, $h(x,t)$ a altura do escoamento e $q(x,t)$ a descarga por unidade do escoamento. Por considerações físicas para escoamento 1D, obtém-se então que $Q(x,t) = q(x,t).l$ e $A(x,t) = h(x,t).l$ (MILLER, 1984). E a equação da continuidade (33) é apresentada como (48):

$$\begin{aligned}
0 &= \frac{\partial Q(x,t)}{\partial x} + \frac{\partial A(x,t)}{\partial t} \\
&= \frac{\partial q(x,t)l}{\partial x} + \frac{\partial h(x,t)l}{\partial t}
\end{aligned} \tag{48}$$

Como l é positivo, pode-se dividir a Equação (48) por l e a equação de transporte de água no escoamento é dada por (49):

$$\frac{\partial q(x,t)}{\partial x} + \frac{\partial h(x,t)}{\partial t} = 0 \tag{49}$$

Onde:

- $q(x,t)$: descarga unitária do escoamento ($L^2 T^{-1}$);
- $h(x,t)$: altura do escoamento ($L T^{-1}$).

Por se tratar de um fluxo superficial aberto, o perímetro molhado P , que é existente em um canal aberto visto pela seção transversal, é aproximado para o comprimento do fluxo l . Dessa forma, na equação da onda cinemática pela fórmula do Manning, o parâmetro α é escrito para $P \approx l$ como (50):

$$\alpha = \left(\frac{n l^{\frac{2}{3}}}{\sqrt{S_0}} \right)^{\frac{3}{5}} \tag{50}$$

Onde:

- n : parâmetro que depende da rugosidade da superfície que percorre o fluxo;
- S_0 : declividade da superfície que percorre o fluxo (L^{-1});

- l : comprimento do declive (L).

Na próxima seção será discutido o modelo de transporte de água por escoamento, dando sequência ao que já foi apresentado.

6.3.4. Modelo do transporte de água por escoamento

Considerando o trabalho proposto de Tao, Wu e Wang (2017), foi utilizada a equação de conservação de massa simplificada (49) para desenvolver a modelagem específica para o transporte de água por escoamento em que não ocorre contribuição lateral $\eta(x, t) = 0$. Assim, a entrada do escoamento é equivalente à relação da chuva com a infiltração em que se torna $r_e(t) - f(t)$, como apresentado na expressão (51):

$$\frac{\partial q(x, t)}{\partial x} + \frac{\partial h(x, t)}{\partial t} = r_e(t) - f(t), \quad (51)$$

Onde:

- $q(t)$: representa a descarga unitária ($cm^2 \text{ min}^{-1}$);
- $h(t)$: altura do escoamento (cm);
- $f(t)$: taxa de infiltração ($cm \text{ min}^{-1}$);
- $r_e(t)$: intensidade de chuva ($cm \text{ min}^{-1}$).

O excesso de chuva é representado por $r_e(t) - f(t)$, sendo a diferença da água de chuva e a água infiltrada no solo equivalente à água escoada sobre o solo. Assumindo que a variação na altura de escoamento é proporcional ao excesso de chuva, obtém-se (52):

$$\frac{\partial h(x, t)}{\partial t} = c (r_e(t) - f(t)) \quad (52)$$

Onde:

- c : constante de proporcionalidade sendo ajustada aos dados.

Substituindo (52) em (51), obtém-se a expressão (53):

$$\frac{\partial q(x, t)}{\partial x} + c (r_e(t) - f(t)) = r_e(t) - f(t) \quad (53)$$

Subtraindo $c(r_e(t) - f(t))$ em ambos os lados da igualdade (53), resulta-se em:

$$\begin{aligned} \frac{\partial q(x, t)}{\partial x} &= (r_e(t) - f(t)) - c(r_e(t) - f(t)) \\ &= (r_e(t) - f(t))(1 - c) \end{aligned} \quad (54)$$

Onde a Equação (54) é descrita como equação da onda cinemática simplificada.

Portanto, o Primeiro Problema de Valor Inicial e de Contorno (P.V.I.C.) para o transporte de água por escoamento é apresentado como em (55):

$$1^{\circ} \text{ P.V.I.C. } \begin{cases} \frac{\partial q(x,t)}{\partial x} = (1-c)(r_e(t) - f(t)) \\ q(x,0) = 0 \text{ (condição inicial)} \\ q(0,t) = 0 \text{ (condição de contorno)} \end{cases} \quad (55)$$

Nota-se, na Equação (55), que a condição inicial descreve a inexistência do escoamento para o tempo inicial, o que é coerente com a física do problema, pois, em tempo de chuva $t = 0$, não existe a possibilidade de escoar água na superfície do solo, nem a de infiltrar água no perfil do solo. Já para a condição de contorno, à posição $x = 0$, considera-se que, pela área experimental ser delimitada, não ocorre contribuição na entrada do escoamento no domínio.

6.3.5. Solução para o transporte de água por escoamento

A taxa de infiltração no perfil do solo $f(t)$ pode ser determinada pela equação de Philip ou de Kostiaikov, dois modelos comumente encontrados na literatura. Yang et al. (2016) utilizaram a equação de Philip na solução da equação do P.V.I.C. (55), a qual foi relevante para o estudo do comportamento sobre o transporte de água em uma determinada superfície, que se separe o tempo em antes e após o início do escoamento. Com efeito, após o início da precipitação existe um período para começar a retenção de água na superfície, que é determinado em função da característica do solo e intensidade de chuva.

Portanto, t_p , é o tempo que inicia o empoçamento. Para $t \leq t_p$, a intensidade de chuva $r_e(t)$ é igual à taxa de infiltração $f(t)$, cuja modelagem é como $f(t) = r_e(t)$. Subtraindo ambos os lados dessa igualdade por $r_e(t)$, obtém-se $f(t) - r_e(t) = 0$. Dessa maneira, a Equação (55) se torna (56):

$$\frac{\partial q(x,t)}{\partial x} = 0; \quad t \leq t_p \quad (56)$$

Tal expressão é consistente com o observado, visto que não ocorre escoamento no tempo antes de empoçamento, considerando-se que a condição inicial $q(x,0) = 0$.

Para $t > t_p$, para a Equação (55) acompanhada de sua condição de contorno $q(0,t) = 0$, a derivada parcial é aproximada ao gradiente de comprimento l , obtendo-se (57), o que viabilizará uma solução explícita do problema, como será apresentado:

$$\frac{\partial q(x, t)}{\partial x} \approx \frac{\Delta q(x, t)}{\Delta x} = \frac{q(l, t) - q(0, t)}{l - 0} = \frac{q(l, t)}{l} \quad (57)$$

Onde:

- $l > 0$ representa o comprimento do declive (cm).

Denotando-se $q(l, t) = q_l(t)$ para simplificar a notação, a substituição (57) em (55) fornece (58):

$$\frac{q_l(t)}{l} = (1 - c)(r_e(t) - f(t)) \quad (58)$$

E multiplicando $l > 0$ em ambos os lados da igualdade, obtém-se (59):

$$q_l(t) = (1 - c)(r_e(t) - f(t))l; \quad t > t_p \quad (59)$$

Onde:

- $q_l(t)$: a descarga unitária na saída ($cm^2 \min^{-1}$).

A descarga unitária também é expressa pela razão da descarga volumétrica pela largura da seção transversal da rampa, ou seja, em:

$$q_l(t) = \frac{Q_l(t)}{l} \quad (60)$$

Onde:

- $Q_l(t)$: descarga volumétrica na saída ($cm^3 \min^{-1}$);
- l : largura da seção transversal da rampa (cm).

Além disso, também é possível calcular a altura do escoamento $h(x, t)$. Considerando a Equação (46) e $A(x, t) = h(x, t) l$ e $Q(x, t) = q(x, t)l$ e dividindo por $l > 0$, obtém-se (61).

$$\begin{aligned} h(x, t) &= aq(x, t)^b \\ &= \left(\frac{n l^{\frac{2}{3}}}{\sqrt{S_0}} \right)^{\frac{3}{5}} q(x, t)^{\frac{3}{5}} \\ &= \left(\frac{\sqrt{S_0}}{n l^{\frac{2}{3}}} \right)^{-\frac{3}{5}} q(x, t)^{\frac{3}{5}} \end{aligned} \quad (61)$$

Para a situação em que se busca uma solução explícita para o problema, torna-se $x = l$ e $J = S_0$, em que J é a declividade hidráulica ($cm \ cm^{-1}$), obtém-se (62):

$$\begin{aligned}
 h(l, t) &= \left(\frac{J^{\frac{1}{2}}}{n l^{\frac{2}{3}}} \right)^{-\frac{3}{5}} q(l, t)^{\frac{3}{5}} \\
 &= \left(\frac{J^{\frac{1}{2}}}{n l^{\frac{2}{3}}} \right)^{-\frac{3}{5}} q_l(t)^{\frac{3}{5}}
 \end{aligned} \tag{62}$$

Substituindo (59) em (62), que é a expressão para a altura do escoamento na saída do escoamento do domínio, com n sendo a rugosidade de Manning, obtém-se (63):

$$h_l(t) = \left(\frac{J^{\frac{1}{2}}}{n l^{\frac{2}{3}}} \right)^{-\frac{3}{5}} \left((1 - c) l (r_e(t) - f(t)) \right)^{\frac{3}{5}}; \quad t > t_p \tag{63}$$

6.3.6. Transporte de água no perfil do solo

A equação original de Philip é apresentada para estimar taxa de infiltração $f(t)$ como (64):

$$f_c(t) = \frac{1}{2} S t^{-1/2} \tag{64}$$

Onde:

- $S > 0$: coeficiente de adsorção ($cm \ min^{-0,5}$), tomado como constante no tempo, que será ajustado aos dados.

No momento em que inicia o empoçamento, em $t = t_p$, a capacidade de infiltração é igual à intensidade da chuva como na Equação (65):

$$r_e(t_p) = f_c(t_p) = \frac{1}{2} S t_p^{-1/2}; \quad t = t_p \tag{65}$$

Antes do escoamento, a capacidade de chuva é igual à capacidade de infiltração, de modo que, de acordo com o modelo de Philip, a infiltração acumulada pode ser expressa por (66):

$$\begin{aligned}
 F(t_p) &= \int_0^{t_p} r_e(t) dt \\
 &= r_e(t) t \Big|_0^{t_p} \\
 &= r_e(t) t_p
 \end{aligned} \tag{66}$$

Onde:

- $F(t_p)$ é a infiltração acumulada em $t = t_p$.

Além disso, de forma equivalente, com $r_e(t) = f_c(t)$, obtém-se (67):

$$F(t_p) = \int_0^{t_1} f_c(t) dt \quad (67)$$

Onde t_1 é o tempo necessário para que a capacidade de infiltração acumulada seja equivalente à infiltração acumulada em $t = t_p$, com $t_1 \in \mathbb{R}^+$ e $t_1 < t_p$. Essas discussões estão ilustradas na Figura 30:

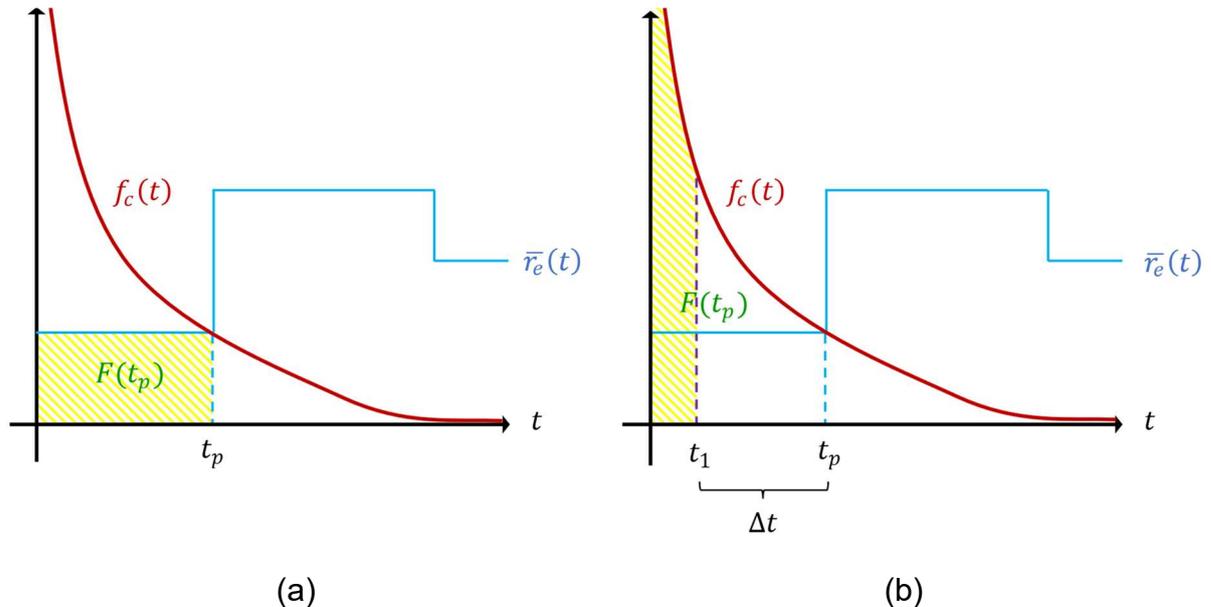


Figura 30. Representação conceitual das Equações (66) em (a) e (67) em (b). As regiões hachuradas apresentam o mesmo valor de área $F(t_p)$. $f_c(t)$: capacidade de infiltração; $r_e(t)$: intensidade de chuva; t_p : tempo que inicia o escoamento; t_1 : tempo necessário para a capacidade de infiltração acumulada ser equivalente a $F(t_p)$: infiltração acumulada no tempo t_p ; $\Delta t = t_p - t_1$.

Para $t \leq t_p$, que é a situação antes de começar o escoamento, a taxa de infiltração é igual à taxa de chuva. Além disso, a taxa de chuva é abaixo da curva de capacidade de infiltração, o que impossibilita empregar diretamente a função $f_c(t)$ em condições $t > t_p$.

Com o intuito de contornar esse problema, a curva é deslocada no tempo de maneira que a área abaixo da curva entre Δt e t_p seja igual a $F(t_p)$ em que $\Delta t = t_p - t_1$ é o fator de correção. A Figura 31 ilustra essa abordagem:

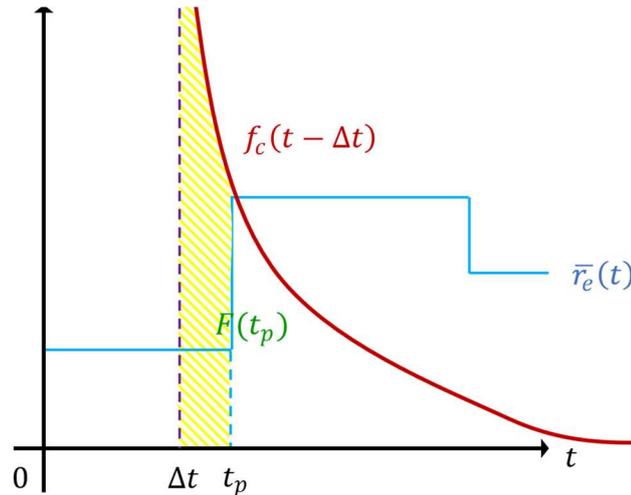


Figura 31. Deslocamento da curva de capacidade de infiltração.

Para $t > t_p$, como a taxa de infiltração é igual à capacidade de infiltração, utilizando-se a curva ajustada, resulta-se em (68):

$$f(t) = f_c(t - \Delta t) = \frac{1}{2} S (t - \Delta t)^{-\frac{1}{2}}. \quad (68)$$

Portanto, a taxa de infiltração $f(t)$ para todas as situações pode ser expressa como (69):

$$f(t) = \begin{cases} r_e(t), & t < t_p \\ r_e(t_p) = f_c(t_p), & t = t_p \\ f_c(t - \Delta t) = \frac{1}{2} S (t - \Delta t)^{-\frac{1}{2}}, & t > t_p. \end{cases} \quad (69)$$

E a Equação (69) representa o fato que, até o momento $t \leq t_p$ em que inicia o escoamento, toda água que chove é infiltrada no solo. Enquanto que após o tempo de início do escoamento, $t > t_p$, a expressão é formulada com o coeficiente de adsorção, que pode ser encontrado por meio de ajuste de curvas.

Igualando as Equações (66) e (67) e combinando com (64), obtém-se (70):

$$\begin{aligned}
F(t_p) = r_e(t_p)t_p &= \int_0^{t_1} f_c(t)dt = \int_0^{t_1} \frac{1}{2}S t^{-\frac{1}{2}} dt \\
&= \frac{1}{2}S \int_0^{t_1} t^{-\frac{1}{2}} dt \\
&= \frac{1}{2}S \frac{t^{-\frac{1}{2}+1}}{-\frac{1}{2}+1} \Big|_0^{t_1} \\
&= \frac{1}{2}S t^{\frac{1}{2}} \frac{2}{1} \Big|_0^{t_1} \\
&= S t_1^{\frac{1}{2}}
\end{aligned} \tag{70}$$

Em (65), com $t = t_p$, obtém-se (71):

$$\begin{aligned}
r_e(t_p) &= \frac{1}{2}S t_p^{-\frac{1}{2}} \\
&= \frac{S}{2t_p^{\frac{1}{2}}}
\end{aligned} \tag{71}$$

E multiplicando $t_p^{\frac{1}{2}} r_e(t_p)^{-1}$ em ambos os lados dessa igualdade obtém-se (72):

$$\begin{aligned}
t_p^{\frac{1}{2}} &= \frac{S}{2r_e(t_p)} \\
t_p &= \left(\frac{S}{2r_e(t_p)} \right)^2
\end{aligned} \tag{72}$$

Substituindo (72) em (70), resulta-se em (73):

$$\begin{aligned}
S t_1^{\frac{1}{2}} &= r_e(t_p) t_p \\
&= r_e(t_p) \left(\frac{S}{2r_e(t_p)} \right)^2
\end{aligned} \tag{73}$$

E dividindo por $S > 0$ em ambos os lados dessa igualdade, obtém-se (74):

$$\begin{aligned}
t_1^{\frac{1}{2}} &= \frac{r_e(t_p)}{S} \left(\frac{S}{2r_e(t_p)} \right)^2 \\
t_1 &= \left(\frac{r_e(t_p)}{S} \left(\frac{S}{2r_e(t_p)} \right)^2 \right)^2 \\
&= \frac{r_e(t_p)^2}{S^2} \frac{S^4}{16r_e(t_p)^4} \\
&= \frac{S^2}{16r_e(t_p)^2}
\end{aligned} \tag{74}$$

Denotando-se como Δt a diferença entre o tempo em que inicia o empoçamento e o tempo de infiltração acumulada, por meio das Equações (72) e (74), resulta-se em (75):

$$\begin{aligned} \Delta t = t_p - t_1 &= \left(\frac{S}{2r_e(t_p)} \right)^2 - \frac{S^2}{16r_e(t_p)^2}, \quad t_1 < t_p \\ &= \frac{S^2}{4r_e(t_p)^2} - \frac{S^2}{16r_e(t_p)^2} \\ &= \frac{4S^2 - S^2}{16r_e(t_p)^2} \\ &= \frac{3S^2}{16r_e(t_p)^2}. \end{aligned} \quad (75)$$

Uma alternativa ao modelo de infiltração de Philip, é o modelo de Kostiakov. De acordo com Parhi, Mishra e Singh (2007), Kostiakov propôs a equação de infiltração (76):

$$f_c(t) = \alpha t^{-\beta}, \quad t > 0, \alpha > 0 \text{ e } \beta < 1 \quad (76)$$

Onde:

- α : coeficiente empírico ($cm \text{ min}^{-1}$), ajustado aos dados;
- β : coeficiente empírico ($cm \text{ min}^{-1}$), ajustado aos dados;
- $f_c(t)$: capacidade de infiltração no tempo t ($cm \text{ min}^{-1}$).

No momento em que inicia o empoçamento, $t = t_p$, a capacidade de infiltração é igual à intensidade chuva, resultando em (77):

$$r_e(t_p) = f_c(t_p) = \alpha t_p^{-\beta} \quad (77)$$

De forma análoga à descrita no modelo de Philip, levando em consideração o tempo de empoçamento t_p e o valor médio da intensidade de chuva $r_e(t)$, a infiltração acumulada $F(t)$ é expressa como (78):

$$\begin{aligned} F(t_p) &= \int_0^{t_p} r_e(t) dt \\ &= r_e(t) t \Big|_0^{t_p} \\ &= r_e(t_p) t_p \end{aligned} \quad (78)$$

Além disso, por definição de infiltração e infiltração acumulada, seja um tempo $t_1 < t_p$, com $t_1 \in \mathbb{R}$, obtém-se (79):

$$F(t_p) = \int_0^{t_1} f_c(t) dt \quad (79)$$

Igualando (78) com (79) e usando a expressão de Kostiakov com (76), resulta-se em (80):

$$\begin{aligned} F(t_p) = r_e(t_p) t_p &= \int_0^{t_1} f_c(t) dt \\ &= \int_0^{t_1} \alpha t^{-\beta} dt \\ &= \alpha \left[\frac{t^{1-\beta}}{1-\beta} \right]_0^{t_1} \\ &= \alpha \left[\frac{t_1^{1-\beta}}{1-\beta} \right] \end{aligned} \quad (80)$$

Isolando t_p em (77), obtém-se (81):

$$r_e(t_p) = \alpha t_p^{-\beta}$$

Ou seja,

$$\begin{aligned} t_p^{-\beta} &= \frac{r_e(t_p)}{\alpha} \\ t_p &= \left(\frac{r_e(t_p)}{\alpha} \right)^{-\frac{1}{\beta}} \\ &= \frac{\beta \sqrt{\frac{\alpha}{r_e(t_p)}}}{\sqrt{r_e(t_p)}} \end{aligned} \quad (81)$$

Substituindo (81) em (80), resulta-se em (82):

$$F(t_p) = r_e(t_p) \frac{\beta \sqrt{\frac{\alpha}{r_e(t_p)}}}{\sqrt{r_e(t_p)}} = \alpha \left[\frac{t_1^{1-\beta}}{1-\beta} \right] \quad (82)$$

Dividindo a Equação (82) por $\alpha > 0$ em ambos os lados e isolando t_1 , obtém-se (83):

$$\frac{r_e(t_p) \beta \sqrt{\frac{\alpha}{r_e(t_p)}}}{\alpha} = \frac{t_1^{1-\beta}}{1-\beta}$$

Ou seja,

$$t_1^{1-\beta} = \frac{r_e(t_p)^\beta \sqrt{\frac{\alpha}{r_e(t_p)}} (1-\beta)}{\alpha}$$

$$t_1 = \sqrt{r_e(t_p)^\beta \sqrt{\frac{\alpha}{r_e(t_p)}} (1-\beta) \frac{1}{\alpha}} \quad (83)$$

Assim, a taxa de infiltração de Kostiakov pode ser expressa como em (84):

$$f(t) = \begin{cases} r_e(t), & t < t_p \\ r_e(t_p) = f_c(t_p), & t = t_p \\ f_c(t - \Delta t) = \alpha(t - \Delta t)^{-\beta}, & t > t_p \end{cases} \quad (84)$$

Portanto, por meio de toda modelagem desenvolvida, as variáveis de interesse ao estudo são apresentadas na Tabela 53, contendo as que serão calculadas e coletadas por meio do simulador de chuvas construído.

Tabela 53. Variáveis de interesse ao estudo e suas respectivas siglas, unidades de medida e modo de entrada

Sigla	Variável	Unidade de medida	Modo de entrada	Valores
q_l	Descarga unitária	$cm^2 \min^{-1}$	Coletado	Coletar
r_e	Intensidade de chuva	$cm \min^{-1}$	Coletado	Coletar
c	Constante de calibração para a equação do escoamento	—	Ajustado	Ajustado
l	Comprimento de declive	cm	Coletado	100
S	Coefficiente de adsorção	$cm \min^{1/2}$	Ajustado	Ajustado
t_p	Tempo que inicia o empoçamento	min	Coletado	Coletar
α, β	Constantes de calibração para modelo de Kostiakov	—	Ajustado	Ajustado

6.4. Aplicação do modelo com diferentes níveis de palha

6.4.1. Experimento com simulador de chuvas

Para aplicar o modelo de escoamento expresso em (59), foi utilizado dados de experimento com simulador de chuvas desenvolvido. O objetivo foi avaliar o comportamento do escoamento de água em três coberturas de resíduos da cultura de soja, de 0, 5 e 10 $t \text{ ha}^{-1}$ de massa seca sobre a superfície do solo e a 3% de declive. Modelos de infiltração de Philip e de Kostiakov também foram utilizados em (59) e foram comparados para verificar a sua performance.

O experimento foi realizado a partir de três coletas de chuva simulada, cada uma representando um nível de palha, com duração de 20 minutos de jato de água a 50 mca (74,48 mm/h), o que representa a maior intensidade de chuva dada pelo simulador. Entre os períodos de coleta houve secagem do solo com uso de lâmpadas infravermelhas, para não haver interferência entre as repetições. Os sensores eletrônicos ficaram conectados durante todo o experimento e, após as coletas, foram extraídos arquivos .txt do cartão SD. O sensor ultrassônico foi alocado no recipiente logo abaixo da saída da calha coletora do simulador para coletar a taxa de escoamento.

6.4.2. Pré-processamento dos dados de sensores

Após a coleta pelos sensores eletrônicos, foi utilizado a linguagem Python (PYTHON FOUNDATION SOFTWARE, 2001), em conjunto com algumas funções de R, para o pré-processamento dos dados temporais. Inicialmente, por meio dos pacotes `lubridate` (SPINU et al., 2018) e `dp1yr` (WICKHAM et al., [s.d.]) do R, foram filtrados e convertidos os dados temporais do sensor ultrassônico e da vazão. Para isso, foi realizado o cálculo utilizando as equações resultantes da regressão linear das calibrações obtidas pelos sensores (Seção 6.1.3). O *script* em linguagem R, contendo a primeira etapa da leitura e pré-processamento dos dados, é apresentado no Apêndice 4. Gerou-se um arquivo em .csv com dados filtrado e organizados.

A partir dessa etapa, toda programação foi feita em linguagem Python, com as etapas do processo apresentadas nas seções seguintes. A escolha da linguagem de programação se deu pela facilidade na sintaxe de escrever algoritmos para laços, como o próprio Python também possui pacotes com funções mais intuitivas para ajustes não-lineares, comparados ao R.

6.4.3. Suavização por média móvel condicional

Após a leitura gráfica dos dados de sensor ultrassônico, observou-se bastante ruídos devido à instabilidade do próprio sensor – um exemplo é mostrado na Figura 32, abaixo. No entanto, o passo seguinte foi calcular a taxa de escoamento a partir do volume acumulado e como os dados estão de minuto em minuto, calculou-se o valor atual subtraído do valor anterior no tempo. Porém, ao realizar diretamente esse procedimento, pelo fato de todos os termos da sequência não serem iguais ou

crescente, tal cálculo resulta em diversos valores negativos, o que pode prejudicar posteriormente no ajuste de curvas.

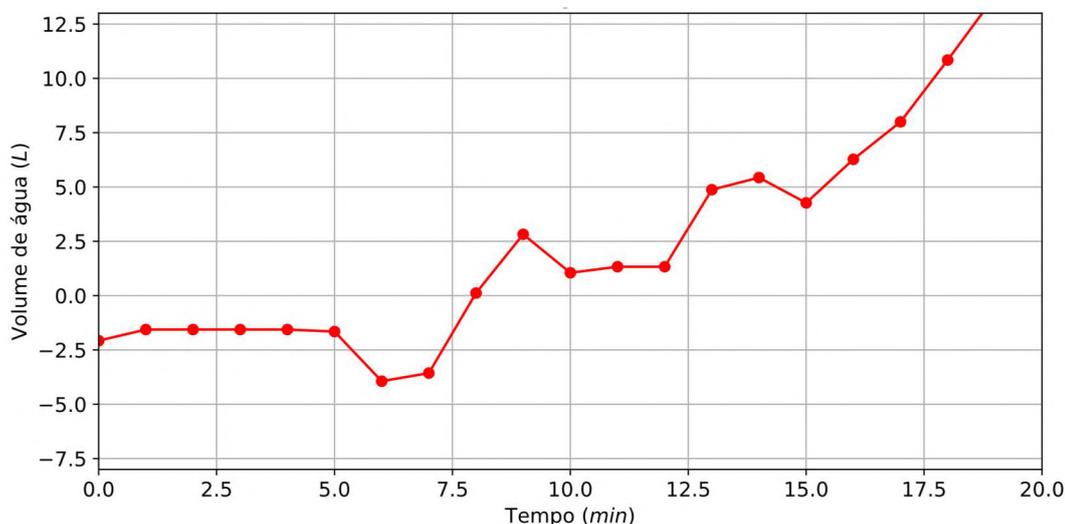


Figura 32. Leitura do sensor ultrassônico, com dados já convertidos para unidade de volume, respectivo ao experimento de cobertura de palha igual a 10 t ha^{-1} .

Para contornar esse problema, foi desenvolvida uma solução com a utilização de médias móveis, como apresentado no Algoritmo 1. Diferentemente de uma suavização por média móvel comum, a vantagem desse método está em sua forma que condiciona cada termo nesse laço, sendo calculado a média móvel apenas quando for localizado um ruído de tamanho k . Caso contrário, o termo atual é mantido.

Algoritmo 1. Suavização por média móvel condicional

- 1: inicialização dos parâmetros ($k = 2$; $vol_suav =$ cópia dos dados de volume)
 - 2: **para** segundo, . . . , antepenúltimo termo de vol_suav **faça**
 - 3: **se** o termo atual for menor que o anterior **então**
 - 4: **se** k termos posteriores forem maiores que o anterior **então**
 - 5: termo atual = média móvel de k períodos
 - 6: **senão**
 - 7: termo atual = repete o anterior
 - 8: **fim se**
 - 9: **senão**
 - 10: **se** o termo atual for maior que k termos posteriores **então**
 - 11: **se** o termo posterior for maior que o anterior **então**
 - 12: termo atual = média móvel de k períodos
 - 13: **fim se**
 - 14: **fim se**
 - 15: **fim se**
 - 16: **fim para**
 - 17: **salve** vol_suav como nova coluna na base de dados
-

Após aplicar o algoritmo, o resultado do mesmo exemplo da Figura 32 é expresso na Figura 33. Pode-se observar que cada termo da sequência é não decrescente, desaparecendo os ruídos indesejáveis.

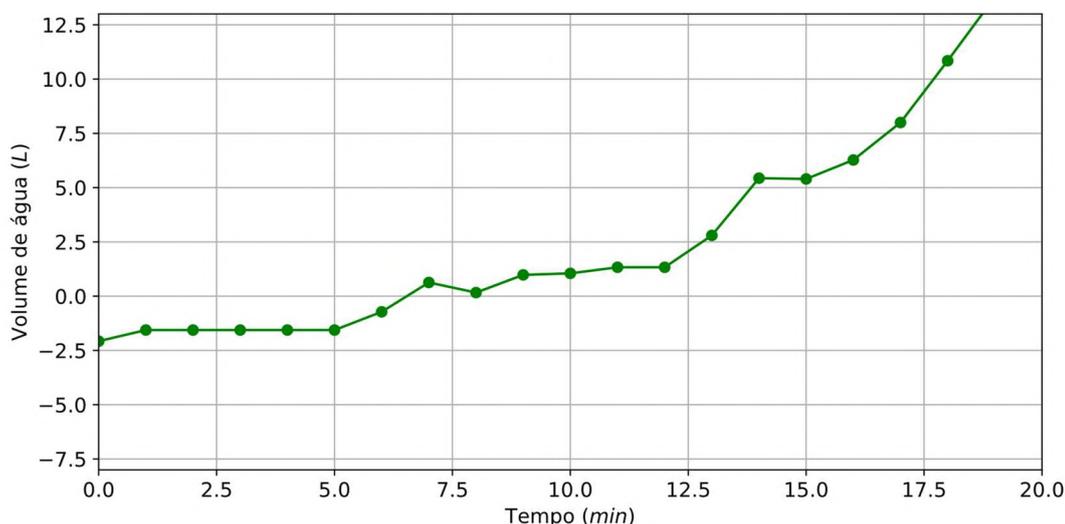


Figura 33. Leitura do sensor ultrassônico após suavização por média móvel condicional.

Na Figura 34, a seguir, é apresentada uma das curvas de intensidade de chuva registrada pelo sensor de vazão, com valores já convertidos. É possível observar que a vazão se mantém constante nos primeiros 20 minutos em $0,12 \text{ cm min}^{-1}$, enquanto que após finalizada a aplicação da chuva, a curva decai até o valor nulo, mostrando que a chuva simulada ocorreu no intervalo de 20 minutos.

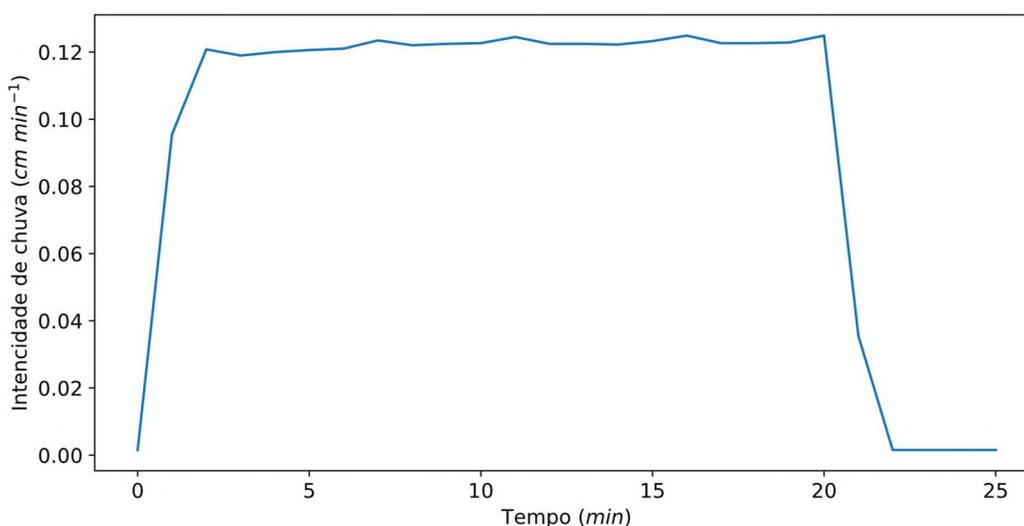


Figura 34. Curva de intensidade de chuva ao longo de 20 minutos de aplicação de jato de água, respectivo ao experimento de cobertura de palha igual a 10 t ha^{-1}

6.4.4. Ajuste de curvas

Após realizar todo o pré-processamento em programação Python, foi utilizado o pacote `scipy.optimize` (THE SCIPY COMMUNITY, 2022) para realizar o ajuste de curva da solução para o transporte de água por escoamento (59). E a fim de comparar qual a melhor equação para o transporte de água no perfil de solo, foram aplicados o modelo de Philip (69) e de Kostiakov (84).

O tempo de empoçamento t_p foi escolhido baseado em alguns estudos computacionais para verificar qual valor era mais adequado aos dados. Foi utilizado o coeficiente de determinação R^2 como parâmetro para achar o melhor t_p . Os parâmetros ajustados do modelo foram o c e S , além dos α e β próprios da Equação de Kostiakov.

Todo o *script* desenvolvido em linguagem Python para o ajuste de curvas, métricas de erro e geração dos gráficos está disponível no Apêndice 5.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

7.1. Calibração hidráulica

Para diferentes pressões, os testes iniciais para intensidade de chuva do simulador construído apresentaram uma faixa de 18,3 a 83,4 mm h^{-1} (Figura 35). Os pontos se ajustaram a uma curva logarítmica com coeficiente de determinação de 0,99, mostrando um ótimo ajuste. Dessa forma, foi possível visualizar que, a partir da pressão de 40 mca, as vazões são relativamente próximas, diferentemente das pressões menores, que acompanham faixa maior de controle da intensidade. A equação encontrada será útil para determinar o valor da intensidade de chuva em mm h^{-1} por meio da leitura do manômetro em mca.

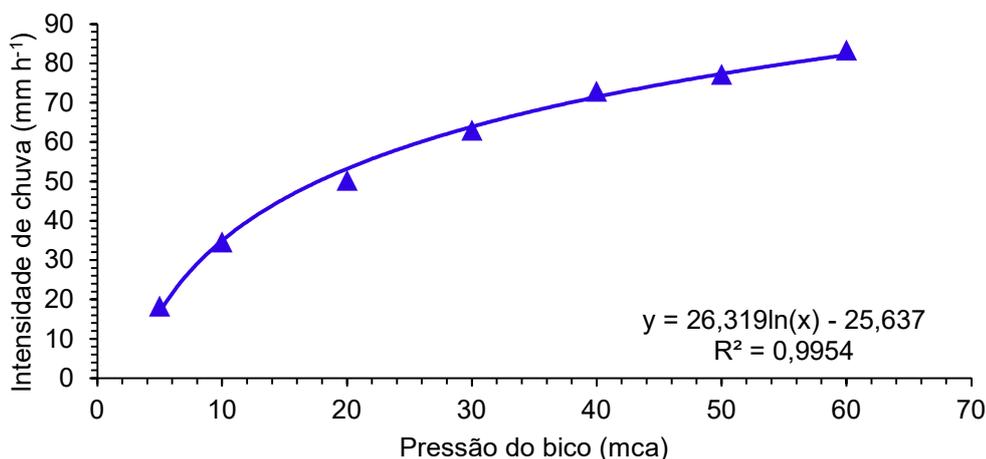


Figura 35. Faixa de intensidade de chuva de acordo com a pressão do bico.

Os gráficos polares da distribuição de chuvas (Figura 36) mostraram que as gotas estão mais concentradas no centro, apresentando um formato elíptico horizontal no jato central, enquanto as menores distribuições, localizadas no contorno, aproximam-se de uma circunferência. Tal comportamento também é confirmado pela Classificação do Coeficiente de Uniformidade de Distribuição (Equação (25)) para cada pressão avaliada, mostrando a heterogeneidade na distribuição sobre a caixa de solo de 1 m^2 .

Tabela 54. Classificação do Coeficiente de Distribuição para cada pressão avaliada

Pressão	CUD (%)	Classificação
10	28,69799	Heterogênea
30	45,81977	Heterogênea
50	29,90408	Heterogênea

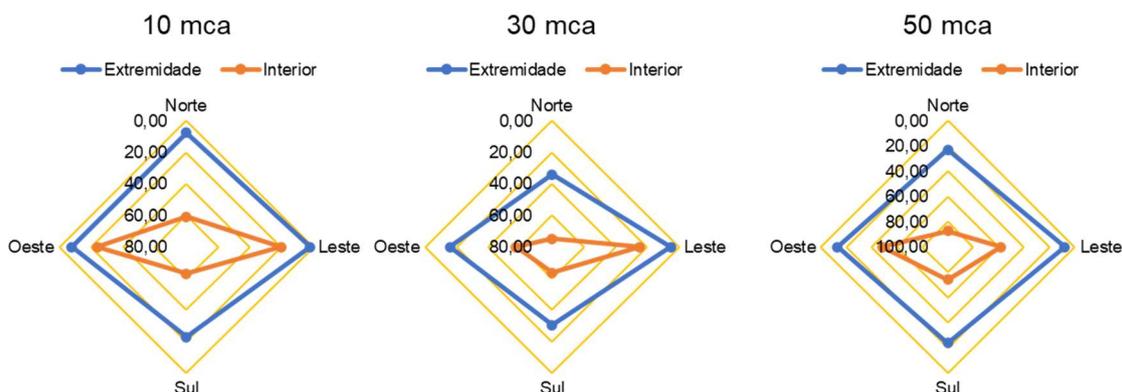


Figura 36. Gráfico polar da distribuição de chuvas (mL) para pressões de 10, 30 e 50 mca usando o bico FullJet.

7.2. Calibração dos sensores

A calibração dos sensores de umidade (Figura 37) se mostrou satisfatória em termos de coeficiente de determinação (R^2), todos acima de 0,88. Isso mostrou que os sensores possuem uma boa qualidade para medir a umidade do solo, sendo possível utilizar as equações calculadas com baixo erro de previsão.

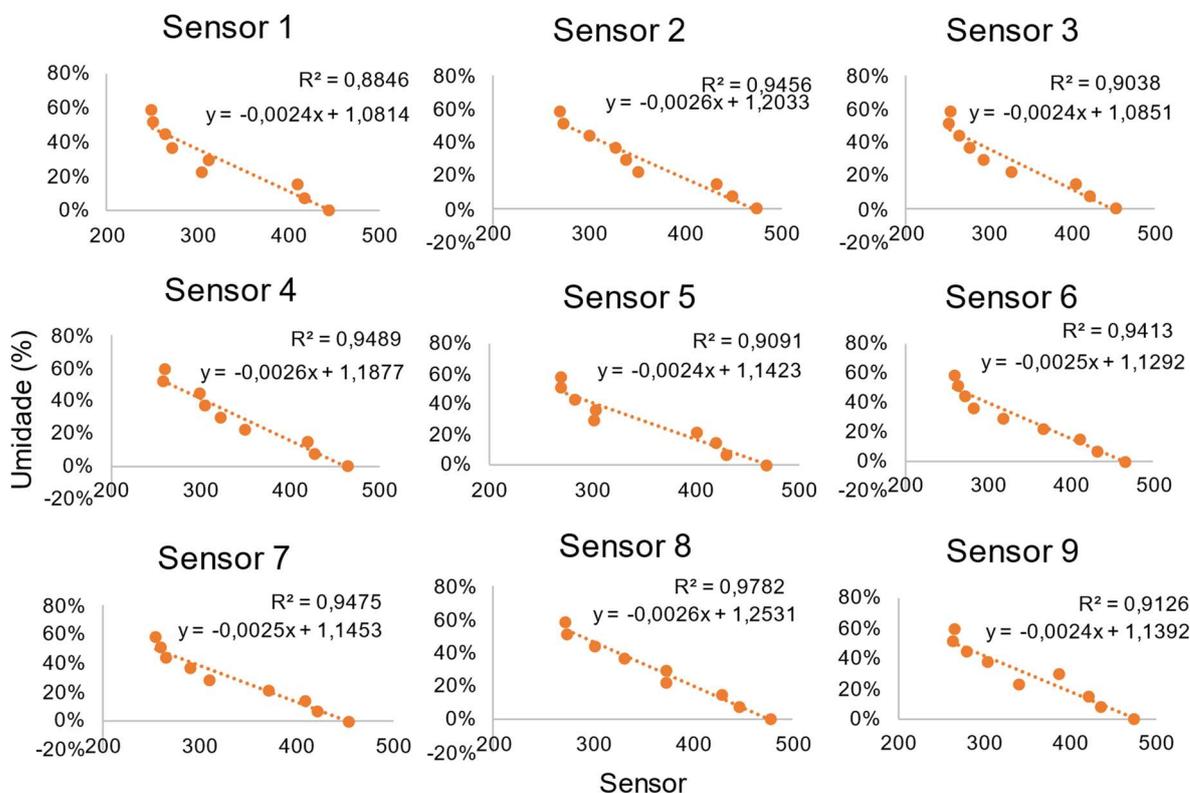


Figura 37. Ajuste linear dos sensores de umidade em Latossolo argiloso testado. Fonte: Adaptado de Carneiro (2022)

O resultado da calibração do sensor de vazão com a Regressão Linear Simples é mostrada pela Tabela 55. Pode-se observar que o coeficiente angular foi positivo (0,1227), logo, maiores valores de pulsos estão relacionados com maiores taxas de água.

Tabela 55. Coeficientes de ajuste para leitura do sensor de vazão ($cm^3 h^{-1}$)

	Estimativa	Erro padrão	P-valor
(Intercepto)	0,9204	1,5342	0,5556
X	0,1227	$3,09 \cdot 10^{-3}$	<0,05

Fonte: Adaptado de Carneiro (2022).

Já para o sensor ultrassônico, o ajuste (Tabela 56) também se mostrou eficiente por apresentar significância a 5%. Foi possível conferir que a relação entre a leitura e a variável resposta é inversamente proporcional. Portanto, as maiores leituras se relacionam com menores valores de volume de água.

Tabela 56. Coeficientes de ajuste para leitura do sensor ultrassônico (cm^3)

	Estimativa	Erro padrão	P-valor
(Intercepto)	11889,94	66,27	<0,05
X	-466,36	3,55	<0,05

Fonte: Adaptado de Carneiro (2022).

7.3. Avaliação de performance do simulador de chuvas

No teste preliminar, o simulador de chuvas para os estudos sobre erosão hídrica se mostrou satisfatório em diversos aspectos. Visualmente, a coloração da água de um solo coberto pela palha foi consideravelmente diferente comparada à de um solo nu (Figura 38). A cor cinza claro da calha do simulador foi um facilitador na visualização se havia solo transportado.



Figura 38. escoamento na calha com solo coberto (a) e descoberto (b).

Considerando todas as repetições do experimento – massa de palha e intensidade chuva – e estudando o desempenho do mecanismo de declive do simulador, os resultados mostraram que a perda de solo aumentou com o grau de declive (Tabela 57). As perdas diferiram significativamente a 5% entre os declives de 20 e 3%, enquanto o grau de 8% apresentou semelhança intermediária pelo teste Tukey.

Tabela 57. Perdas de solo em três diferentes declives e o teste de comparação de médias

Declividade	Médias	Teste Tukey
20%	5,72	a
8%	1,71	ab
3%	0,89	b
Média Geral	2,79	
CV (%)	259,88	
DMS	4,60	

CV: Coeficiente de variação; DMS: Diferença mínima significativa.

Tais resultados concordam com Nachtigall et al. (2020), ao avaliarem a sazonalidade agroclimática na estimativa de perdas de solo por meio da Equação Universal de Perda de Solo Revisada (RUSLE). Na pesquisa, perdas de solo entre 5 e 50 t ha⁻¹ ano⁻¹ foram associadas com maior grau de declive. Ferreira et al. (2021), com o objetivo de monitorar e identificar perdas de solos e calibrar o modelo *Water Erosion Prediction Project* (WEPP), verificaram perdas de solo superiores em áreas com classes de declividades de 25% do que as de 12%.

Um trabalho envolvendo o uso do simulador de chuvas desenvolvido foi realizada para a dissertação intitulada “Impacto da cobertura do solo, declividade e precipitação na infiltração de água no solo e escoamento de água e sedimentos” (VIDALETTI, 2022). Os resultados foram condizentes (Tabela 58), mostrando que os impactos da declividade e cobertura de palha foram maiores em chuvas de maiores intensidades. Na declividade máxima de 20%, a perda de água foi significativamente maior em solo descoberto do que em solo de 10 t ha⁻¹ de cobertura.

Assim sendo, como os resultados do teste preliminar corroboraram com a literatura, além de os sistemas hidráulicos e eletrônicos apresentarem calibração satisfatória, é possível argumentar que o simulador de chuvas construído mostra um alto potencial para o estudo da erosão hídrica do solo e seu aprofundamento na Física envolvida.

Tabela 58. Teste de comparação de média da perda de água (mL min^{-1}) com o uso de simulador de chuvas desenvolvido

Palha	Intensidade 1 (38,6 mm h^{-1})			Intensidade 2 (62,4 mm h^{-1})			Intensidade 3 (74,48 mm h^{-1})		
	Declividade (%)			Declividade (%)			Declividade (%)		
	3	8	20	3	8	20	3	8	20
0	310Aa	237Aa	363,75Aa	660Aa	553Aa	677,5Aa	735ABa	1047Aa	1057,5Aa
5	200Aa	300Aa	374Aa	513,65Aa	645Aa	611,25Aab	652,5ABa	787,5Aab	885Aab
10	225Aa	270Aa	27,5Aa	427,5Aa	515Aa	482,5Ab	365Ab	497,5Ab	635Ab
DMS							415,87		
Média Geral							531,68		
CV(%)							46,48		

Tratamentos com médias seguidas de mesma letra, maiúsculas na linha e minúsculas na coluna, não diferem entre si pelo Teste Tukey a 5% de significância. CV: coeficiente de variação; DMS: diferença mínima significativa.

Fonte: Adaptado de Vidaletti (2022).

7.4. Ajuste de curvas

Realizando-se os ajustes de curvas para os modelos de taxa de escoamento da Equação (59), os resultados da modelagem são apresentados pela Tabela 59. Foi possível analisar que o ajuste com uso da equação de Kostiakov apresentou melhor desempenho para os experimentos com 0 e 5 $t\text{ ha}^{-1}$ de cobertura. Enquanto para 10 $t\text{ ha}^{-1}$, o ajuste com o uso da equação de Philip apresentou um melhor ajuste. Os coeficientes de determinação em todos os casos foram baixos, demonstrando baixa qualidade dos ajustes. Isso é explicado pela presença de pontos influentes ocasionados pela instabilidade na leitura de dados pelo sensor ultrassônico, apesar de ter sido feito o processo de suavização dos dados.

Tabela 59. Coeficientes de modelo de transporte de água para níveis de cobertura de palha ($t\text{ ha}^{-1}$) e suas métricas de erro

Palha ($t\text{ ha}^{-1}$)	0	5	10
Ajuste com equação de Philip			
<i>c</i>	0,887	0,781	0,820
<i>S</i>	0,207	0,412	0,355
<i>R</i> ²	0,163	0,234	0,278
<i>RMSE</i>	0,849	1,145	0,858
Ajuste com equação de Kostiakov			
<i>c</i>	-339,159	-724,402	-458,289
<i>α</i>	0,122	0,122	0,122
<i>β</i>	8,3995.10 ⁻⁵	1,315.10 ⁻⁴	9,776.10 ⁻⁵
<i>R</i> ²	0,223	0,287	0,268
<i>RMSE</i>	0,814	1,105	0,841

Ainda na Tabela 59, a média do R^2 no ajuste com a equação de Philip foi de 0,225, enquanto a média para a equação de Kostiakov foi de 0,259, sendo, pois, mais alto. Isso pode ser justificado pela complexidade do modelo e pelo fato de a equação de Kostiakov apresentar mais parâmetros de ajustes (c , α e β).

Na Figura 39, abaixo, é possível verificar os dados observados, a intensidade de chuva e as curvas ajustadas do modelo de transporte de água em suas duas versões do modelo de taxa de infiltração. A linha tracejada, indicando a intensidade de chuva, mostrou-se semelhante para os três experimentos, mas com um atraso na relação de coleta e tempo de início para a palha de 5 t ha^{-1} .

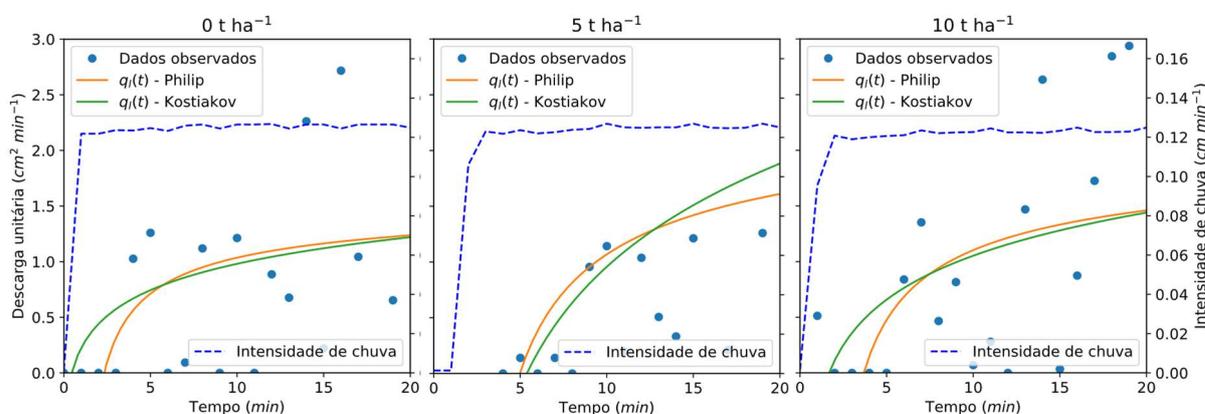


Figura 39. Ajustes de curvas da descarga unitária do escoamento, comparando-se os três níveis de cobertura de palha e os modelos de Philip e de Kostiakov.

Os pontos observados se mostraram dispersos, indicando uma necessidade de melhoria na coleta de dados do sensor. Apenas na coleta de 5 t ha^{-1} os dados aparentaram ser menos dispersos que as outras coletas, sendo perceptível a sua linha de tendência.

As curvas ajustadas representaram de forma satisfatória o comportamento físico da taxa de escoamento, em que a taxa vai crescendo até um determinado ponto e tende a um valor constante, assemelhando-se a uma função logarítmica. As coberturas de 5 e 10 t ha^{-1} apresentaram um tempo de empoçamento maior que a de 0 t ha^{-1} , o que é justificado pela presença da palha na proteção do solo, que retarda o escoamento, diferentemente de um solo descoberto, em que a água atinge diretamente o solo e, devido à energia cinética das gotas, desenvolve o selamento superficial, acelerando o processo de erosão (SILVA et al., 2019).

Ainda na Figura 39, foi verificado que na cobertura de 5 t ha^{-1} , a curva se acentuou mais nos últimos minutos de chuva. Em segundo lugar, foi a cobertura de 10 t ha^{-1} e, por fim, a de 0 t ha^{-1} . Com isso, pode-se afirmar que, comparado ao solo nu, as coberturas de 5 e 10 t ha^{-1} demoram mais para escoar, mas a taxa de escoamento nos últimos minutos é maior.

Comparando a utilização do modelo de Philip e de Kostiakov nos ajustes, observou-se diferenças em seu comportamento. Nas coberturas de 0 e 10 t ha^{-1} , apesar de se originarem de tempos de empoçamento diferentes, a tendência chegou ao mesmo valor constante – diferentemente da cobertura de 5 t ha^{-1} , que partiu do mesmo tempo de empoçamento, mas tendeu a valores distintos.

Tao, Wu e Wang (2017) utilizaram, em seu modelo de transporte de água, a equação de Philip para a infiltração. De acordo com os autores, a modelagem apresentou um bom ajuste aos dados, sendo útil para predizer o escoamento superficial para diferentes padrões de chuva. Contudo, a adaptabilidade do modelo para as condições de cobertura vegetal precisa ser mais bem avaliada, visto que eles não utilizaram cobertura vegetal em seus experimentos.

Xing et al. (2019) também utilizaram a equação de conservação de massa, juntamente com a equação de Philip para modelar o escoamento superficial. Os resultados mostraram que os processos simulados concordaram bem com os dados experimentais.

Já em relação ao modelo de Kostiakov, apesar da sua escassa utilização em trabalhos envolvendo escoamento superficial devido a sua complexidade, é bastante relevante por simular bem as taxas de infiltração, como em Failache e Zuquette (2021), em que o modelo mais acurado para estimar a taxa de infiltração foi de Kostiakov, ao ser comparado com demais modelos como Philip, Horton e Green Ampt.

5. CONCLUSÕES

1. O simulador de chuvas construído mostrou um alto potencial para o estudo da erosão hídrica do solo;
2. Apesar da suavização dos dados desenvolvida, a presença de pontos influentes reduz a qualidade dos ajustes, indicando a necessidade de melhoria na coleta de dados com o sensor ultrassônico para reduzir o máximo de ruídos;
3. As curvas ajustadas representaram de forma satisfatória o comportamento físico da taxa de escoamento;
4. A coleta com solo descoberto apresentou um tempo de empocamento menor do que as coletas com solo coberto pela palha;
5. A utilização do modelo de Kostiakov no escoamento superficial demonstrou melhor ajuste aos dados em relação ao modelo de Philip.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ACOSTA, J. A. DE A. et al. Decomposição da fitomassa de plantas de cobertura e liberação de nitrogênio em função da quantidade de resíduos aportada ao solo sob sistema plantio direto. **Ciência Rural**, v. 44, n. 5, p. 801–809, 2014.
- ALMEIDA, W. S. DE et al. Erosão hídrica em diferentes sistemas de cultivo e níveis de cobertura do solo. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 51, n. 9, p. 1110–1119, 2016.
- AZEVEDO, A. M.; ANDRADE JÚNIOR, V. C.; FERNANDES, J. S. C. Transformação Box-Cox na homocedasticidade e normalidade uni e multivariada em experimentos de batata-doce. **Horticultura Brasileira**, v. 34, n. 1, p. 93–101, 1jan.2016.
- BERTOL, I. et al. Soil water erosion under different cultivation systems and different fertilization rates and forms over 10 years. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 38, n. 6, p. 1918–1928, 2014.
- BERTOL, I. et al. Nutrient and Organic Carbon Losses, Enrichment Rate, and Cost of Water Erosion. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 41, p. 160150, 9mar.2017.
- BERTOL, I.; BERTOL, C.; BARBOSA, F. T. Simulador de chuva tipo empuxo com braços movidos hidráulicamente: fabricação e calibração. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 36, n. 6, p. 1905–1910, nov.2012.
- Bicos e Sistema de Pulverização, Injetores e Manifolds | Spraying Systems.** Disponível em: <<https://www.spray.com.br/>>. Acesso em: 30jul.2021.
- BOSCH, D. D. et al. Dissolved Nitrogen, Chloride, and Potassium Loss from Fields in Conventional and Conservation Tillage. **Transactions of the ASABE**, v. 58, n. 6, p. 1559–1571, 2015.
- BOX, G. E. P.; COX, D. R. An Analysis of Transformations. **Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)**, v. 26, n. 2, p. 211–243, 1jul.1964.
- BRAMORSKI, J.; TRIVELIN, P. C. O.; CRESTANA, S. Nitrogen loss by erosion from mechanically tilled and untilled soil under successive simulated rainfalls. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 39, n. 4, p. 1204–1211, 1jul.2015.
- BRANDÃO, V. DOS S. et al. **Infiltração da água no solo**. 3. ed. [s.l.] UFV, 2006.
- BRANDÃO, V. DOS S. **Infiltração da água no solo**. [s.l.] UFV, 2006.
- BROCH, D. T.; KLEIN, V. A. Maximum soil density of Entisols as a function of silt content. **Ciência Rural**, v. 47, n. 12, p. 12, 17nov.2017.
- CÂNDIDO, B. M. et al. Erosão hídrica pós-plantio em florestas de eucalipto na bacia do rio paran, no leste do mato grosso do sul. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 38, n. 1, p. 1565–1575, 2014.
- CARNEIRO, . A. P. **Desenvolvimento de um datalogger configurvel e de baixo**

custo para aplicação em pesquisas ambientais. [s.l.] Universidade Estadual do Oeste do Paraná, 2022.

CARVALHO, D. F. DE et al. Water erosion and soil water infiltration in different stages of corn development and tillage systems. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 19, n. 11, p. 1072–1078, 1nov.2015a.

CARVALHO, D. F. DE et al. Water erosion and soil water infiltration in different stages of corn development and tillage systems. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 19, n. 11, p. 1072–1078, 1nov.2015b.

CHANG, P. **Modelagem matemática das perdas de água, solo e nutrientes em Latossolo argiloso sob sistemas de uso e manejo.** [s.l.] Universidade Estadual do Oeste do Paraná, 2019.

CHIEZA, E. D. et al. Propriedades físicas do solo em área sob milho em monocultivo ou consorciado com leguminosas de verão. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 37, n. 5, p. 1393–1401, set.2013.

CHOW, V. TE. **Open-channel Hydraulics.** [s.l.] McGraw-Hill, 1988.

COSTA, N. R. et al. Atributos do Solo e Acúmulo de Carbono na Integração Lavoura-Pecuária em Sistema Plantio Direto. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 39, n. 3, p. 852–863, 1maio2015.

CRIDDLE, W. **Methods for evaluating irrigation systems.** [s.l.] Soil Conservation Service, US Department of Agriculture, 1956.

CRISTINA BARBOSA GUIMARÃES, C.; SOUZA VALLADARES, G.; MIRANDA MARTINS, C. Uso das terras e declividade no sertão central do Ceará. **Revista Nordestina de Biologia**, v. 24, n. 1, p. 3–18, 2016.

DACUNHA, P. C. R. et al. Eficiência de métodos para o cálculo de coeficientes do tanque classe A na estimativa da evapotranspiração de referência. **Pesquisa Agropecuária Tropical**, v. 43, n. 2, p. 114–122, 2013.

DANOBRAGA SILVA, B. K. et al. Avaliação de Extremos de Erosividade Causados pela Precipitação na Bacia do Rio Apodi/Mossoró-RN. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 35, n. Special Issue, p. 871–879, 18dez.2020.

DASILVA FILHO, J. L.; BORIN, A. L. D. C.; FERREIRA, A. C. DE B. DRY MATTER DECOMPOSITION OF COVER CROPS IN A NO-TILLAGE COTTON SYSTEM. **Revista Caatinga**, v. 31, n. 2, p. 264–270, 1abr.2018.

DEALENCAR, D. B. S.; DASILVA, C. L.; OLIVEIRA, C. A. D. S. Influência da precipitação no escoamento superficial em uma microbacia hidrográfica do Distrito Federal. **Engenharia Agrícola**, v. 26, n. 1, p. 103–112, 2006.

DECHEN, S. C. F. et al. Perdas e custos associados à erosão hídrica em função de taxas de cobertura do solo. **Bragantia**, v. 74, n. 2, p. 224–233, 20jun.2015.

DENG, Z. Q.; DELIMA, J. L. M. P.; JUNG, H. S. Sediment transport rate-based

model for rainfall-induced soil erosion. **CATENA**, v. 76, n. 1, p. 54–62, 15dez.2008.

DEVORE, J. L.; SILVA, J. P. N.DA; MILONI, A. Z. **Probabilidade e estatística para engenharia e ciências**. 6. ed. [s.l.] Cengage Learning Edições Ltda, 2006.

DIAS, C. **Simplificação do Plantio Direto reduz eficiência da lavoura - Portal Embrapa**. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/busca-de-noticias/-/noticia/1909275/simplificacao-do-plantio-direto-reduz-eficiencia-da-lavoura>>. Acesso em: 21jul.2021.

DRESCHER, M. S. et al. Fertilizer shanks to promote soil decompaction in the seeding operation. **Ciência Rural**, v. 47, n. 3, 5jan.2017.

EDUARDO, E. N. et al. Erodibilidade, fatores cobertura e manejo e práticas conservacionistas em argissolo vermelho-amarelo, sob condições de chuva natural. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 37, p. 796–803, 2013.

EMBRAPA. Manual de métodos de análise de solos (Portuguese). p. 212, 1997.

EMBRAPA SOLOS. Sistema brasileiro de classificação de solos. **Embrapa Solos**, p. 353, 2018.

FAILACHE, M. F.; ZUQUETTE, L. V. Soil water infiltration under different land use conditions: in situ tests and modeling. **RBRH**, v. 26, 27ago.2021.

FARIAS, L. DO N. et al. Características morfológicas e produtivas de feijão guandu anão cultivado em solo compactado. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 17, n. 5, p. 497–503, 2013.

FARIAS, V. L. D. S. et al. MODELING OF PHOSPHORUS LOSSES BY WATER EROSION. **Engenharia Agrícola**, v. 38, n. 1, p. 149–157, 1jan.2018.

FAYYAD, U.; PIATETSKY-SHAPIRO, G.; SMYTH, P. Knowledge Discovery and Data Mining: Towards a Unifying Framework. 1996.

FERREIRA, A. M. et al. Estimativa da erosão hídrica do solo pelo modelo Water Erosion Prediction Project na Sub-Bacia do Córrego do Gigante, sul de Minas Gerais. **Engenharia Sanitária e Ambiental**, v. 26, n. 3, p. 471–483, 2jul.2021.

FREITAS, R. M. O. DE et al. Physiological responses of cowpea under water stress and rewatering in no-tillage and conventional tillage systems. **Revista Caatinga**, v. 30, n. 3, p. 559–567, 2017.

GAO, X. et al. Effects of soil erosion on soybean yield as estimated by simulating gradually eroded soil profiles. **Soil and Tillage Research**, v. 145, p. 126–134, 1jan.2015.

GUBIANI, P. I. et al. Relação entre densidade do solo e conteúdo de água em repetidos ciclos de contração e expansão em um latossolo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 39, n. 1, p. 100–108, 2015.

GUIMARÃES, R. M. L. et al. Intervalo hídrico ótimo para avaliação da degradação

física do solo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 37, n. 6, p. 1512–1521, 2013.

HAIR, J. et al. **Análise multivariada de dados**. [s.l.] Bookman, 2009.

HERRADA, M. R.; LEANDRO, W. M.; FERREIRA, E. P. DE B. Legumes not associated and associated with millet in different soil management systems in organic bean. **Terra Latinoamericana**, v. 35, n. 4, p. 293–299, 2017.

HU, F. et al. Soil internal forces contribute more than raindrop impact force to rainfall splash erosion. **Geoderma**, v. 330, p. 91–98, 15nov.2018.

JUNIOR, G. DE F. S.; CORÁ, J. E.; LAL, R. Physical quality of an Oxisol under no-tillage subjected to different cropping systems. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 51, n. 9, p. 1568–1574, 2016.

KAPLAN, J.; SCHLEGEL, B. **Fast Creation of Dummy (Binary) Columns and Rows from Categorical Variables**.

KAUFMANN, D. S. et al. Impacts of Pig Slurry Applied to Two Different Soils on Nutrient Transport by Runoff. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 43, 20dez.2018.

KESSTRA, S. et al. Effects of soil management techniques on soil water erosion in apricot orchards. **Science of The Total Environment**, v. 551–552, p. 357–366, 1maio2016.

LEITE, M. H. S. et al. LOSS OF WATER AND NUTRIENTS IN DIFFERENT SOIL TILLAGE SYSTEMS SUBJECTED TO NATURAL RAINFALL IN THE STATE OF MATO GROSSO, BRAZIL. **Engenharia Agrícola**, v. 38, n. 6, p. 864–873, 1nov.2018.

LOSS, A. et al. Atributos físicos do solo em cultivo de cebola sob sistemas de plantio direto e preparo convencional. **Revista Colombiana de Ciências Hortícolas**, v. 11, n. 1, p. 105–113, 1jan.2017.

MARIOTI, J. et al. Erosão hídrica em semeadura direta de milho e soja nas direções da pendente e em contorno ao declive, comparada ao solo sem cultivo e descoberto. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 37, n. 5, p. 1361–1371, set.2013.

MAZURANA, M. et al. Soil susceptibility to compaction under use conditions in southern Brazil. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 41, n. 1, p. 60–71, 2017.

MELLO, C. R. DE et al. Agricultural watershed modeling: a review for hydrology and soil erosion processes. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 40, n. 1, p. 7–25, 1jan.2016.

MENDONÇA, P. G. et al. Spatial uncertainty of nutrient loss by erosion in sugarcane harvesting scenarios. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 39, n. 4, p. 1181–1189, 1jul.2015.

MEYER, L. . **Rainfall Simulators for Soil Erosion Research**. 2. ed. [s.l.] Routledge, 1994.

- MIGUEL, P. et al. Identificação de fontes de produção de sedimentos em uma bacia hidrográfica de encosta. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 38, p. 585–598, 2014.
- MIGUEL REICHERT, J. et al. Different managements in conventional sugarcane reform in sandy soils: effects on physical properties and soil organic carbon. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 46, 13jun.2022.
- MILLER, J. E. Basic concepts of kinematic-wave models. **Professional Paper**, v. 1302, 1984.
- MORAES, M. T.DE et al. Corn crop performance in an Ultisol compacted by tractor traffic. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 53, n. 4, p. 464–477, 1abr.2018.
- NACHTIGALL, S. D. et al. Modelagem espacial da erosão hídrica do solo associada à sazonalidade agroclimática na região sul do Rio Grande do Sul, Brasil. **Engenharia Sanitaria e Ambiental**, v. 25, n. 6, p. 933–946, 14dez.2020.
- NASCIMENTO, V.DO et al. Economic analysis of rice and common bean production in succession to green manure crops and mechanical soil decompression in Brazilian Savannah 1. **Revista Ceres**, v. 63, n. 3, p. 315–322, 2016.
- NASCIMENTO, J. T. et al. Efeito de leguminosas nos atributos físicos e carbono orgânico de um Luvissole. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 29, n. 5, p. 825–831, 2005.
- NEUMANN, M. B. et al. Propiedades dos solos e as relações com atributos do terreno, no Distrito federal. **Sustainability, Agri, Food and Environmental Research**, v. 7, n. 1, p. 89–106, 27mar.2019.
- OLIVEIRA, L. C.DE et al. Perdas de solo, água e nutrientes por erosão hídrica em uma estrada florestal na serra catarinense. **Ciência Florestal**, v. 25, n. 3, p. 655–665, 1jul.2015.
- OLIVEIRA, M. F.DE et al. Aspectos relevantes da semeadura direta na qualidade do solo e na produtividade das culturas. **Inovação e tecnologia nas ciências agrárias**, p. 1–15, 16dez.2021.
- OUYANG, W. et al. Combined impacts of land use and soil property changes on soil erosion in a mollisol area under long-term agricultural development. **Science of The Total Environment**, v. 613–614, p. 798–809, 1fev.2018.
- PACHECO, L. P. et al. Influência da densidade do solo em atributos da parte aérea e sistema radicular de crotalária. **Pesquisa Agropecuária Tropical**, v. 45, n. 4, p. 464–472, 1out.2015.
- PANDEY, A. et al. Physically based soil erosion and sediment yield models revisited. **CATENA**, v. 147, p. 595–620, 1dez.2016.
- PARHI, P. K.; MISHRA, S. K.; SINGH, R. A Modification to Kostiakov and Modified Kostiakov Infiltration Models. **Water Resources Management 2007 21:11**, v. 21, n. 11, p. 1973–1989, 4jan.2007.

PUIATTI, G. A. et al. Nonlinear quantile regression to describe the dry matter accumulation of garlic plants. **Ciência Rural**, v. 50, n. 1, p. 2020, 31jan.2020.

PYTHON FOUNDATION SOFTWARE. **Python Language Site: Documentation**. Disponível em: <<https://www.python.org/>>.

R CORE TEAM. R language definition. **mit.edu**, 2000.

REINERT, D. J.; REICHERT, J. M. Coluna de areia para medir a retenção de água no solo: protótipos e teste. **Ciência Rural**, v. 36, n. 6, p. 1931–1935, 2006.

REIS, A. F. D. B. et al. Effect of cover crops on soil attributes, plant nutrition, and irrigated tropical rice yield. **Revista Caatinga**, v. 30, n. 4, p. 837–846, 2017.

RÉUS, T. F.; JÚNIOR, C. A. P. DA S.; FONTENELE, H. B. Análise empírico-mecânica do efeito do excesso de carga veículos comerciais. (DOI.: 10.5216/reec.v9i2.29489). **REEC - Revista Eletrônica de Engenharia Civil**, v. 9, n. 2, 9out.2014.

RIPLEY, B. et al. **MASS: Support Functions and Datasets for Venables and Ripley's MASS**. Disponível em: <<http://www.stats.ox.ac.uk/pub/MASS4/>>.

RODRIGUES, V. A. et al. Avaliação do escoamento e interceptação da água das chuvas. **IRRIGA**, v. 1, n. 1, p. 01–13, 12jun.2015.

SAMPIETRO, J. A.; LOPES, E. DA S.; REICHERT, J. M. Compactação causada pelo tráfego de Feller buncher e skidder em um neossolo regolítico sob distintas umidades. **Ciência Florestal**, v. 25, n. 1, p. 239–248, 2015.

SANTOS, E. L.DOS et al. Chiseling and gypsum application affecting soil physical attributes, root growth and soybean yield¹. **Revista Ciência Agronômica**, v. 50, n. 4, p. 536–542, 4nov.2019.

SILVA, A. A.; CASTRO, S. S.DE. Indicadores macro e micromorfológicos da qualidade física de um latossolo vermelho cultivado com cana-de-açúcar. **Mercator (Fortaleza)**, v. 14, n. 3, p. 169–185, 15dez.2015.

SILVA, B. P. A.DA et al. Efeito residual de doses de nitrogênio aplicadas em pastos de capim-braquiária sobre a produção de milho para silagem em sistemas integrados. **Ciência Animal Brasileira**, v. 18, n. 0, 27nov.2017.

SILVA, F. F. D. et al. Surface sealing and water erosion of soils with mulching in the semi-arid region of Brazil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 23, n. 4, p. 277–284, 1abr.2019.

SOBRINHO, T. A.; FERREIRA, P. A.; PRUSKI, F. F. Desenvolvimento de um infiltrômetro de aspersão portátil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 6, n. 2, p. 337–344, 2002.

SOBRINHO, T. A.; GÓMEZ-MACPHERSON, H.; GÓMEZ, J. A. A portable integrated rainfall and overland flow simulator. **Soil Use and Management**, v. 24, n. 2, p. 163–170, 1jun.2008.

SPINU, V. et al. **Lubridate: Make dealing with dates a little easier.**

SZYMCZAK, D. A. et al. Compactação do solo causada por tratores florestais na colheita de *Pinus taeda* L. na região sudoeste do Paraná. **Revista Árvore**, v. 38, n. 4, p. 641–648, 1jul.2014.

TAO, W.; WU, J.; WANG, Q. Mathematical model of sediment and solute transport along slope land in different rainfall pattern conditions. **Scientific Reports 2017 7:1**, v. 7, n. 1, p. 1–11, 8mar.2017.

THE SCIPY COMMUNITY. **Optimization and root finding (scipy.optimize).** Disponível em: <<https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/optimize.html#module-scipy.optimize>>.

VANWALLEGHEM, T. et al. Impact of historical land use and soil management change on soil erosion and agricultural sustainability during the Anthropocene. **Anthropocene**, v. 17, p. 13–29, 1mar.2017.

VIDALETTI, V. **Impacto da cobertura do solo, declividade e precipitação na infiltração e escoamento de água e sedimentos.** [s.l.] Universidade Estadual do Oeste do Paraná, 2022.

VOLK, L. B. DA S.; COGO, N. P. Erosão hídrica, em três momentos da cultura do milho, influenciada por métodos de preparo do solo e semeadura. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 38, n. 2, p. 565–574, 2014.

WANG, W. et al. Nutrition loss through surface runoff from slope lands and its implications for agricultural management. **Agricultural Water Management**, v. 212, p. 226–231, 1fev.2019.

WICKHAM, H. et al. **dplyr: A Grammar of Data Manipulation.** Disponível em: <<https://dplyr.tidyverse.org>>. Acesso em: 17set.2022.

WRIGHT, K. **corrgram: Plot a Correlogram.** Disponível em: <<https://kwstat.github.io/corrgram/>>.

XING, W. et al. Mathematical Model of Ammonium Nitrogen Transport to Runoff with Different Slope Gradients under Simulated Rainfall. **Water 2019, Vol. 11, Page 675**, v. 11, n. 4, p. 675, 1abr.2019.

YANG, T. et al. A mathematical model for the transfer of soil solutes to runoff under water scouring. **Science of The Total Environment**, v. 569–570, p. 332–341, 1nov.2016.

APÊNDICE 1

```

# -----
# 1. Preparação dos dados
# Elaborado por: Pablo Chang (20/12/21)
# https://github.com/PabloChang/R
# -----
# O arquivo de dados e script devem estar em uma mesma pasta;
# Os dados devem ser salvos em ".csv (separado por vírgulas)";
# Não pode haver espaço e acentuação nos títulos, única guia;
# Para rodar os comandos, use Ctrl + Enter em cada linha;
# Ativar/desativar comentários: Ctrl + Shift + C.

# -----
# 1) LEITURA E PREPARAÇÃO DOS DADOS ----
# -----
# Comando para definir a localização da pasta:
# Precisa ter instalado o pacote "agricolae".
{
  require(agricolae)
  current_path=rstudioapi::getActiveDocumentContext()$path
  setwd(dirname(current_path))
  print(getwd())
}

# Troque o nome do arquivo de dados (entre ".csv"):
dados0 <- read.csv2(
  "dados_erosao.csv",
  header = T)

# Mostra as 6 primeiras linhas para visualização.
head(dados0)

# -----
# 1.1) Adição das variáveis Ds e Macro ----
# -----
require(dplyr)

# Propriedades físicas do solo
prop <- read.csv2(
  "prop_fisica_solo.csv",
  header = T)

# Mostra as 6 primeiras linhas para visualização.
#1 = 2017
#2 = 2017/2018
#3 = 2018
#4 = 2018-2019
#5 = 2019
head(prop)

# Médias por parcelas: geral
prop2 = prop %>%
  group_by(Tempo, Comp, Parc) %>%
  dplyr::summarise(across(
    .cols = c('Ds', 'Macro'),
    .fns = mean,
    na.rm = TRUE
  ))

```

```

# Médias móveis de 2017/2018 (ex: média de 2017 com 2017/2018)
prop_17.18 = prop2 %>%
  filter(Tempo %in% (1:2)) %>%
  group_by(Comp, Parc) %>%
  dplyr::summarise(across(
    .cols = c('Ds', 'Macro'),
    .fns = mean,
    na.rm = TRUE)) %>%
  mutate(Tempo = 1*Ds^0)
prop_17.18

# Médias móveis de 2018
prop_18 = prop2 %>%
  filter(Tempo %in% (2:3)) %>%
  group_by(Comp, Parc) %>%
  dplyr::summarise(across(
    .cols = c('Ds', 'Macro'),
    .fns = mean,
    na.rm = TRUE
  )) %>%
  mutate(Tempo = 2*Ds^0)
prop_18

# Médias móveis de 2018/2019
prop_18.19 = prop2 %>%
  filter(Tempo %in% (3:4)) %>%
  group_by(Comp, Parc) %>%
  dplyr::summarise(across(
    .cols = c('Ds', 'Macro'),
    .fns = mean,
    na.rm = TRUE
  )) %>%
  mutate(Tempo = 3*Ds^0)
prop_18.19

# Médias móveis de 2019
prop_19 = prop2 %>%
  filter(Tempo %in% (4:5)) %>%
  group_by(Comp, Parc) %>%
  dplyr::summarise(across(
    .cols = c('Ds', 'Macro'),
    .fns = mean,
    na.rm = TRUE
  )) %>%
  mutate(Tempo = 4*Ds^0)
prop_19

# Juntando as tabelas de todos os anos
prop3 = bind_rows(prop_17.18,
                  prop_18,
                  prop_18.19,
                  prop_19)

head(prop3)

# Adicionar a informação para database
dados2 = inner_join(dados0, prop3)
head(dados2)

# _____

```

```

# 1.2) Adição da variável palha ----
# _____

# Leitura do arquivo de palha
palha0 = read.csv2("dados_palha.csv", header = T)
head(palha0)

# Converter de g/(30x30 cm) para t/ha
palha1 = palha0 %>% mutate(Palha = Palha/9)
head(palha1)

# _____
# _ Substituir dados faltantes das coletas ----
# _____
# Aquelas coletas da faixa C que faltaram,
# serão substituídos pelas coletas da faixa NC.

# Gravando os dados faltantes, que são todos de Comp == "C".
subs = with(palha1, which(is.na(Palha), arr.ind = TRUE))

# Fazendo uma outra tabela com os valores médios de Palha
palha1.1 = palha1 %>%
  group_by(Tempo, Comp, Data, Parc) %>%
  dplyr::summarise(across(
    .cols = Palha,
    .fns = mean,
    na.rm = TRUE
  ))

# Criando um dataframe com os valores para NC.
palha1.2 = data.frame(Tempo = palha1$Tempo[subs],
                     Parc = palha1$Parc[subs],
                     Comp = rep("NC", length(subs)),
                     Data = palha1$Data[subs])

# Combinando as informações, adicionando valores de Palha
palha1.3 = inner_join(palha1.2, palha1.1)

# Substituindo os valores de Palha de NC para C.
palha1$Palha[subs] = palha1.3$Palha

# _____
# _ Excluir pontos discrepantes ----
# _____
# Foi utilizado Excel (tabela dinâmica + gráfico de regressão)
# para verificar os pontos discrepantes e anotar os ID.

# Lista de ID anotados das amostras que serão excluídos
todel <- read.csv2("para_excluir.csv", header = T)[,1]

# Excluindo tais amostras do dataframe
palha1$Palha[todel] = NA

# _____
# _ Palha: variáveis temporais ----
# _____
require(lubridate)

```

```

# Converter a coluna Data para temporal
palha1$Data = as.POSIXct(palha1$Data,
                        format = "%d/%m/%Y",
                        tz = "America/Sao_Paulo") # fuso horário

class(palha1$Data)
head(palha1)

# -----
# _ Database: variável temporal e coluna t ----
# -----
# Converter a coluna Data para temporal de database
dados2$Data = as.POSIXct(dados2$Data,
                        format = "%d/%m/%Y",
                        tz = "America/Sao_Paulo") # fuso horário

class(dados2$Data)
head(dados2)

# Criar coluna de sequência numérica (t) na database
# Filtrar para cada Tempo
# Coluna t = coluna da data - primeira data
{
  dados3 = dados2[0,]
  dados4 = dados2[0,]

  for (i in 1:length(levels(factor(dados2$Tempo)))) {
    dados3 = dados2 %>%
      filter(Tempo == i) %>%
      mutate(t = interval(dados2$Data[1], Data) / ddays(1) )

    dados4 = bind_rows(dados4, dados3)
  }
}

head(dados4)

# -----
# _ Palha: Criar coluna de sequência numérica (t) ----
# -----
# Filtrar para cada Tempo
# Coluna t = coluna da data - primeira data
{
  palha2 = palha1[0,]
  palha3 = palha1[0,]

  for (i in 1:length(levels(factor(palha1$Tempo)))) {
    palha2 = palha1 %>%
      filter(Tempo == i) %>%
      mutate(t = interval(dados2$Data[1], Data) / ddays(1) )

    palha3 = bind_rows(palha3, palha2)
  }
}

head(palha3)

# -----
# _ Regressão polinomial de grau 3 ----
# -----

```

```

# Para cada Tempo (qtd = 4)
# Para cada Comp (qtd = 2)
# Para cada Parc um modelo (qtd = 15/14).
{
# Criando objetos:
Tempo = c(1:2)
Parc = c(1:2)
Comp = c("C")
a = c(1:2)
b = c(1:2)
c = c(1:2)
d = c(1:2)
r2 = c(1:2)
rmse = c(1:2)
p_value = c(1:2)
palha5 = data.frame(Tempo, Parc, Comp, a, b, c, d, r2, rmse, p_value)[1,]
palha6 = palha5[0,]

# for 3 níveis *****
for (i in 1:length(levels(factor(palha3$Tempo))) ) {
  for (j in 1:length(levels(factor(palha3$Comp))) ) {
    for (k in 1:length(levels(factor(palha3$Parc))) ) {

      if ( (k == 5) & (levels(factor(palha3$Comp))[j] == 'C') ) {
        next
      }

      palha4 = palha3 %>%
        filter(Tempo == i,
              Comp == levels(factor(palha3$Comp))[j],
              Parc == k)

      # Modelo de regressão polinomial
      rp = lm(Palha ~ poly(t, 3, raw = TRUE), data = palha4)

      # Tempo
      palha5$Tempo[1] = i

      # Parc
      palha5$Parc[1] = k

      # Compactação
      palha5$Comp[1] = levels(factor(palha3$Comp))[j]

      # Coeficientes da regressão
      palha5$a[1] = as.numeric(coef(rp)[4])
      palha5$b[1] = coef(rp)[3]
      palha5$c[1] = coef(rp)[2]
      palha5$d[1] = coef(rp)[1]

      # R^2
      erro_puro = lm(Palha ~
                    factor(t) +
                    factor(t)^2 +
                    factor(t)^3, data = palha4)

      palha5$r2[1] =
        summary(rp)$r.squared/summary(erro_puro)$r.squared

      # RMSE

```

```

require(Metrics)
palha5$rmse[1] = rmse(palha4$Palha, rp$fitted.values)

# p-valor
palha5$p_value[1] = anova(rp)$"Pr(>F)"[1]

# Combinar com a tabela anterior
palha6 = bind_rows(palha6, palha5)

}
}
}
# endfor *****

str(palha6) # para visualizar a estrutura
head(palha6)

# Exportar para Excel:
write.csv2(palha6,
           file = "R2 da palha.csv")

# -----
# _ Combinar palha em database ----
# -----
# Variável
palha6$Tempo <- as.numeric(palha6$Tempo)
class(palha6$Tempo)

# Adicionar a informação para database
dados5 = inner_join(dados4, palha6[-c(8:10)])
head(dados5)

# -----
# _ Cálculo da Palha(t) ----
# -----

dados6 = dados5 %>%
  mutate(Palha = a*t^3 + b*t^2 + c*t + d)

head(dados6)

# -----
# _ Limpeza de Palha(t) ----
# -----
# Excluir os valores calculados que estão fora do intervalo
# da coleta de palha.

# Filtrando
excluir_1 = with(dados6, which((t > 121) & (t < 140), arr.ind=TRUE))
excluir_2 = with(dados6, which((t > 263) & (t < 354), arr.ind=TRUE)) #só
excluir_3 = with(dados6, which((t > 447) & (t < 504), arr.ind=TRUE))

# Excluindo os resultados de Palha fora do intervalo
dados6$Palha[excluir_2] = NA

# -----

```

```

# 1.3) Conversão da var. Cult (cultivo) para dummy ----
# -----
require(fastDummies)
head(dados6)

# Convertendo Cult para dummy
dados7 = dummy_cols(dados6,
                    select_columns = 'Cult')

head(dados7)

# -----
# 1.4) Adição da var. Dec (declividade) ----
# -----
# Leitura de arquivo (Dec está em %)
dec <- read.csv2("dados_dec.csv", header = T)
head(dec)

# Combinar informações do Dec em database
dados7 = inner_join(dados7, dec)
head(dados7)

# Exportar para Excel:
write.csv2(dados7,
           file = "dados_completo.csv")

# -----
# 2. Regressão Múltipla
# Elaborado por: Pablo Chang (02/01/21)
# https://github.com/PabloChang/R
# -----

# -----
# 1) LEITURA E PREPARAÇÃO DOS DADOS ----
# -----
# Comando para definir a localização da pasta:
# Precisa ter instalado o pacote "agricolae".
{
  require(agricolae)
  current_path=rstudioapi::getActiveDocumentContext()$path
  setwd(dirname(current_path))
  print(getwd())
}

# Troque o nome do arquivo de dados (entre ".csv"):
dados <- read.csv2("dados_completo.csv", header = T)

# Troca os pontos dos gráficos por vírgula:
options(OutDec=",")

# Mostra as 6 primeiras linhas para visualização.
head(dados)

# Tabela de variáveis a serem analisadas
require(dplyr)
dados = dados %>%
  select(Int,
         Ds,

```

```

Macro,
Palha,
Dec,
Cult_Milho,
Cult_Soja,
# Agua
Solo
# Ca
# Mg
# P
# K
)

# Salvando o nome da variável resposta
Yname = colnames(dados)[8]

# Substituindo a variável resposta por "Y", para facilitar os comandos
colnames(dados)[8] = "Y"
head(dados)

# Limpeza de observações vazios em Y
antes = length(dados$Y) # número de linhas antes da limpeza
dados <- na.omit(dados)

# Deletar valores nulos e negativos
neg <- with(dados, which(Y <= 0, arr.ind=TRUE))
dados = dados[-neg, ]

# Deletar pontos discrepantes
{
  if(Yname == "Solo"){
    neg <- with(dados, which(Y > 250, arr.ind=TRUE))
    dados = dados[-neg, ]
  }

  if(Yname == "Ca"){
    neg <- with(dados, which(Y > 50, arr.ind=TRUE))
    dados = dados[-neg, ]
  }

  if(Yname == "P"){
    neg <- with(dados, which(Y > 0.2, arr.ind=TRUE))
    dados = dados[-neg, ]
  }

  if(Yname == "K"){
    neg <- with(dados, which(Y > 15, arr.ind=TRUE))
    dados = dados[-neg, ]
  }
}

depois = length(dados$Y) # número de linhas depois
cat("Foram eliminadas", antes-depois, "observações.")

# Boxplot
boxplot(dados$Y)

# Anexar a tabela na memória do R:
attach(dados)

# _____

```

```

# 2) RESUMO DESCRITIVO ----
# -----
{
  # Cálculo dos Quartis
  quartil1 <- quantile(Y, 0.25)
  quartil2 <- quantile(Y, 0.5)
  quartil3 <- quantile(Y, 0.75)

  # Resumo descritivo
  resumo <- data.frame(Estatística = c(
    "Mínimo",
    "1° Quartil",
    "Mediana",
    "Média",
    "3° Quartil",
    "Máximo",
    "Variância",
    "Desvio Padrão",
    "Coeficiente de Variação (%)",
    "Assimetria",
    "Curtose",
    "Tamanho da Amostra" ),
    Resultado = c(
      min(Y),
      quartil1[[1]],
      quartil2[[1]],
      mean(Y),
      quartil3[[1]],
      max(Y),
      var(Y),
      sd(Y),
      100*sd(Y)/mean(Y),
      skewness(Y),
      kurtosis(Y),
      length(Y)
    ),
    stringsAsFactors = FALSE)
  resumo
}

# Exportar o Resumo Descritivo para Excel:
write.csv2(resumo,
           file = paste(Yname, "/1. Resumo Descritivo.csv", sep=""))

# -----
# 3) BOXPLOT ----
# -----
# Boxplot de Y. A cruz é a média.
{ #begin

  if(Yname == "Agua"){
    boxplot(Y,
            col="yellow", # cor do boxplot
            outcol="blue", # cor de outlier
            ylab=expression(Perda~de~água~(L~ha^-1)))
    points(mean(Y), col="red", pch=3)
  }

  if(Yname == "Solo"){
    boxplot(Y,

```

```

        col="yellow", # cor do boxplot
        outcol="blue", # cor de outlier
        ylab=expression(Perda~de~solo~(kg~ha^-1)))
    points(mean(Y), col="red", pch=3)
}

if(Yname == "Ca"){
    boxplot(Y,
        col="yellow", # cor do boxplot
        outcol="blue", # cor de outlier
        ylab=expression(Perda~de~Cálcio~(kg~ha^-1)))
    points(mean(Y), col="red", pch=3)
}

if(Yname == "Mg"){
    boxplot(Y,
        col="yellow", # cor do boxplot
        outcol="blue", # cor de outlier
        ylab=expression(Perda~de~Magnésio~(kg~ha^-1)))
    points(mean(Y), col="red", pch=3)
}

if(Yname == "P"){
    boxplot(Y,
        col="yellow", # cor do boxplot
        outcol="blue", # cor de outlier
        ylab=expression(Perda~de~Fósforo~(kg~ha^-1)))
    points(mean(Y), col="red", pch=3)
}

if(Yname == "K"){
    boxplot(Y,
        col="yellow", # cor do boxplot
        outcol="blue", # cor de outlier
        ylab=expression(Perda~de~Potássio~(kg~ha^-1)))
    points(mean(Y), col="red", pch=3)
}

} #end
# 300x450, 70%

# -----
# 4) RELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS ----
# -----
# Trocar nome das variáveis:

renomeado <- dados
colnames(renomeado)[8] = Yname

# Correlação Linear
require(corrgram)
# Foi feita uma alteração na cor do histograma:
trace(corrgram::panel.density, edit=TRUE)
# 750x500
corrgram(renomeado,
    digits = 3,
    lower.panel = panel.shade,
    upper.panel = panel.cor,
    diag.panel = panel.density,
    font.labels = 8

```

```

)

# -----
# 5) TRANSFORMAÇÃO BOX-COX ----
# -----
require(MASS)

# Cálculo
par(mfrow=c(1, 1))
bc=boxcox(Y ~
          Int +
          Ds +
          Macro +
          Palha +
          Dec +
          Cult_Milho +
          Cult_Soja, data=dados, plotit=T)
lambda.max <- bc$x[which.max(bc$y)]
lambda.max # Se for próximo de zero, usar logarítmico (TR2).
Y <- (Y^(lambda.max)-1)/lambda.max

# Histograma para verificar a normalidade
hist(Y)

# -----
# 6) SELEÇÃO DAS VARIÁVEIS ----
# -----
# O método setpwise irá selecionar melhores
# variáveis para gerar o modelo de predição.

# Modelo original
mod0 = lm(Y ~
          Int +
          Ds +
          Macro +
          Palha +
          Dec +
          Cult_Milho +
          Cult_Soja)

# Método stepwise:
mod = step(mod0, direction = "both")

# Exportar para Excel:
write.csv2(mod$anova,
           file = paste(Yname, "/2. Stepwise.csv", sep=""))

# -----
# 7) Coeficientes + intervalo de confiança ----
# -----

# Coeficientes do modelo
coefs <- as.data.frame(summary(mod)[[4]])
colnames(coefs) <- c(
  "Estimativa",
  "Erro padrão",
  "Valor t",
  "p-valor"
)

```

```

)

# Cálculo dos intervalos de confiança (IC)
ic <- as.data.frame(confint(mod))

# Combinar as tabelas
coefs[5:6] = ic[1:2]
coefs

# Exportar para Excel:
write.csv2(coefs,
           file = paste(Yname, "/3. Coeficientes e intervalos.csv", sep=""))

# -----
# 8) Equação, R1, p-valor ----
# -----
# Equação do modelo
{

  if(Yname == "Agua"){
    cat(Yname, "= ((", coefs$Estimativa[1],
        "+ (", coefs$Estimativa[2], ") * Int",
        "+ (", coefs$Estimativa[3], ") * Ds",
        "+ (", coefs$Estimativa[4], ") * Palha",
        "+ (", coefs$Estimativa[5], ") * Cult_Milho) *",
        lambda.max, ") + 1) ^ (1/", lambda.max, ") ",
        sep="")
  }

  if(Yname == "Solo"){
    cat(Yname, "= ((", coefs$Estimativa[1],
        "+ (", coefs$Estimativa[2], ") * Int",
        "+ (", coefs$Estimativa[3], ") * Macro",
        "+ (", coefs$Estimativa[4], ") * Palha",
        "+ (", coefs$Estimativa[5], ") * Cult_Milho) *",
        lambda.max, ") + 1) ^ (1/", lambda.max, ") ",
        sep="")
  }

  if(Yname == "Ca"){
    cat(Yname, "= ((", coefs$Estimativa[1],
        "+ (", coefs$Estimativa[2], ") * Int",
        "+ (", coefs$Estimativa[3], ") * Ds",
        "+ (", coefs$Estimativa[4], ") * Macro",
        "+ (", coefs$Estimativa[5], ") * Dec",
        "+ (", coefs$Estimativa[6], ") * Cult_Milho) *",
        lambda.max, ") + 1) ^ (1/", lambda.max, ") ",
        sep="")
  }

  if(Yname == "Mg"){
    cat(Yname, "= ((", coefs$Estimativa[1],
        "+ (", coefs$Estimativa[2], ") * Int",
        "+ (", coefs$Estimativa[3], ") * Ds",
        "+ (", coefs$Estimativa[4], ") * Macro",
        "+ (", coefs$Estimativa[5], ") * Cult_Milho) *",
        lambda.max, ") + 1) ^ (1/", lambda.max, ") ",
        sep="")
  }

}

```

```

if(Yname == "P"){
  cat(Yname, "= ((", coefs$Estimativa[1],
      "+ (", coefs$Estimativa[2], ") *Int",
      "+ (", coefs$Estimativa[3], ") *Palha",
      "+ (", coefs$Estimativa[4], ") *Dec",
      "+ (", coefs$Estimativa[5], ") *Cult_Milho) *",
      lambda.max, ") + 1) ^ (1/", lambda.max, ") ",
      sep="")
}

if((Yname == "K")){
  cat(Yname, "= ((", coefs$Estimativa[1],
      "+ (", coefs$Estimativa[2], ") *Int",
      "+ (", coefs$Estimativa[3], ") *Macro",
      "+ (", coefs$Estimativa[4], ") *Palha",
      "+ (", coefs$Estimativa[5], ") *Dec",
      "+ (", coefs$Estimativa[6], ") *Cult_Milho) *",
      lambda.max, ") + 1) ^ (1/", lambda.max, ") ",
      sep="")
}

}

# R²
{
  if(Yname == "Agua"){
    erro_puro <- lm(Y ~
                    factor(Int) +
                    factor(Ds) +
                    factor(Palha) +
                    factor(Cult_Milho)
                    )
  }

  if(Yname == "Solo"){
    erro_puro <- lm(Y ~
                    factor(Int) +
                    factor(Macro) +
                    factor(Palha) +
                    factor(Cult_Milho)
                    )
  }

  if(Yname == "Ca"){
    erro_puro <- lm(Y ~
                    factor(Int) +
                    factor(Ds) +
                    factor(Macro) +
                    factor(Dec) +
                    factor(Cult_Milho)
                    )
  }

  if(Yname == "Mg"){
    erro_puro <- lm(Y ~
                    factor(Int) +
                    factor(Ds) +
                    factor(Macro) +
                    factor(Cult_Milho)
                    )
  }
}

```

```

}

if(Yname == "P"){
  erro_puro <- lm(Y ~
                 factor(Int) +
                 factor(Palha) +
                 factor(Dec) +
                 factor(Cult_Milho)
                 )
}

if(Yname == "K"){
  erro_puro <- lm(Y ~
                 factor(Int) +
                 factor(Macro) +
                 factor(Palha) +
                 factor(Dec) +
                 factor(Cult_Milho)
                 )
}

round(summary(mod)$r.squared/summary(erro_puro)$r.squared, 2)
}

# R² ajustado
round(summary(mod)$adj.r.squared/summary(erro_puro)$adj.r.squared, 2)

# RMSE
require(Metrics)
round(rmse(Y, mod$fitted.values), 2)

# p-valor
anova(mod)$"Pr(>F)"[1]

# -----
# 9) NORMALIDADE DOS RESÍDUOS -----
# -----
{
  # Pacote com alguns testes:
  library(nortest)
  library(ExpDes)

  # Gráficos de resíduos:
  # Para ser normal, o histograma deve ter formato de sino no centro.
  # Se o gráfico Normal Q-Q se assemelhar a uma reta crescente,
  # então existe normalidade.
  # 700x500
  plotres(mod)
}

# -----
# 10) ANOVA da regressão -----
# -----
# Tabela ANOVA
# Se Pr(>F) < 0,05, então existe efeito da
# variável explicativa (X) sobre a variável resposta (Y).
anova(mod)

```

```

# df=graus de liberdade. Pr=probabilidade
# de ser maior que F tabelado.

# Exportar para Excel:
write.csv2(anova(mod),
           file = paste(Yname, "/4. ANOVA.csv", sep=""))

# -----
# 11) Teste da Falta de Ajuste ----
# -----
# Usar apenas quando tiver repetições.
# Se  $Pr(>F) > 0,05$ , então o modelo se ajusta bem aos dados
# a 5% de significância.
anova(mod, erro_puro)

# Exportar para Excel:
write.csv2(anova(mod, erro_puro),
           file = paste(Yname, "/5. Falta de ajuste.csv", sep=""))

# -----
# 3. Relação entre todas as variáveis
# Elaborado por: Pablo Chang (03/01/21)
# https://github.com/PabloChang/R
# -----

# -----
# 1) LEITURA E PREPARAÇÃO DOS DADOS ----
# -----
# Comando para definir a localização da pasta:
# Precisa ter instalado o pacote "agricolae".
{
  require(agricolae)
  current_path=rstudioapi::getActiveDocumentContext()$path
  setwd(dirname(current_path))
  print(getwd())
}

# Troque o nome do arquivo de dados (entre ".csv"):
dados <- read.csv2("dados_completo.csv", header = T)

# Troca os pontos dos gráficos por vírgula:
options(OutDec=",")

# Mostra as 6 primeiras linhas para visualização.
head(dados)

# Tabela de variáveis a serem analisadas
require(dplyr)
dados = dados %>%
  select(Int,
         Ds,
         Macro,
         Palha,
         Dec,
         Cult_Milho,
         Cult_Soja,
         Agua,
         Solo,

```

```

    Ca,
    Mg,
    P,
    K
  )

# Limpeza de observações vazios em var. respostas
antes = length(dados$Agua) # número de linhas antes da limpeza
dados <- na.omit(dados)

# Deletar pontos discrepantes

neg <- with(dados, which(Solo > 250, arr.ind=TRUE))
dados = dados[-neg, ]

neg <- with(dados, which(Ca > 50, arr.ind=TRUE))
dados = dados[-neg, ]

neg <- with(dados, which(P > 0.2, arr.ind=TRUE))
dados = dados[-neg, ]

neg <- with(dados, which(K > 15, arr.ind=TRUE))
dados = dados[-neg, ]

# Deletar valores nulos e negativos

neg <- with(dados, which(Agua = 0, arr.ind=TRUE))
dados = dados[-neg, ]

neg <- with(dados, which(Solo < 0, arr.ind=TRUE))
dados = dados[-neg, ]

neg <- with(dados, which(Ca < 0, arr.ind=TRUE))
dados = dados[-neg, ]

neg <- with(dados, which(P < 0, arr.ind=TRUE))
dados = dados[-neg, ]

depois = length(dados$Agua) # número de linhas depois
cat("Foram eliminadas", antes-depois, "observações.")

# -----
# 2) RELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS -----
# -----

# Com cores e dendograma:
# Relação de proximidade entre variáveis:
# # 650x500, 70%
require(RColorBrewer)
cc <- colorRampPalette(brewer.pal(20, "Blues"))(8)
heatmap(abs(cor(dados,
                 use = "na.or.complete")),
        col = cc
        )

```

APÊNDICE 2

Metodologia para calibração dos sensores de umidade

1. Pesar os 9 potes vazios;
2. Solo saturado (P9):
 - a. Em um pote cheio de solo, encher de água até saturação;
 - b. Tampar com tecido tule e deixar de cabeça para baixo até parar de pingar água;
 - c. Pesar solo saturado e levar até estufa a 105°C, separado em latinhas.
3. Secar uma porção de solo a estufa 105°C;
4. Medir o solo seco de P9 e a massa de água;
Massa do solo úmido – Massa do solo seco = Massa da água.
5. Separar este solo em 9 potes, com a mesma massa de P9;
6. Calcular massa de água necessária para cada pote por meio do intervalo de classes de P9;
7. Molhar cada solo com a sua respectiva massa de água, usando bacia e luvas;
8. Tampar os potes com papel alumínio e elástico;
9. Colocar os sensores dentro de cada pote, em ordem de 1 a 9;
10. Registrar os valores de sensores (que estão em uma escala de muito seco a muito úmido);
11. Alternar a ordem dos sensores e potes, fazendo o processo cíclico até que todos os sensores passem por todos os potes;
12. Pegar 3 amostras de solo (3 latinhas, no mínimo $\frac{1}{3}$ do espaço preenchido) de cada pote e pesar na balança;
13. Secar na estufa a 105 °C e pesar, para calcular a % da umidade do solo;
14. Fazer regressão e determinar a equação do cálculo da umidade do solo a partir da escala dos sensores.

APÊNDICE 3

Metodologia para coleta do simulador de chuvas - LAFIS

1. Pesar latinhas numeradas, com 4 casas decimais (de precisão);
2. Ligar o datalogger na tomada;
 - a. Posicionar o balde com o sensor ultrassônico;
 - b. Conectar Netbook:
 - i. Senha: 654123;
 - ii. Abrir aplicativo “Arduino”;
 - iii. Ferramenta → Porta;
 - iv. Ferramenta → Monitor Serial;
 - v. Conferir a data e horário.
 - c. Calibrar o sensor ultrassônico a 25,72 cm;
 - i. Usar um gabarito de 25,72 para calibrar a cada repetição;
3. Abrir os registros de água e estabilizar 2 minutos;
 - a. Segurar o eventual gotejamento com bacia;
4. Limpar o bico e coletar com balde por 1 minuto a quantidade de água do bico para calcular a intensidade de chuva (mm/h) e desligar. Fazer 3 repetições seguidas e fazer uma média, coletar apenas com a média.

🔄 Reiniciar para cada tratamento:

5. Colocar a caixa de solo no declive desejado, erguendo a traseira da caixa na altura. Ver a equação da declividade. Ex: 2% = 2,7 cm de altura. Usar gabarito nas duas rodas;
6. Colocar palha (feito a correção de umidade) na superfície do solo. Iniciar com o tratamento de máxima cobertura para evitar selamento superficial;
7. Limpar o bico com pressurizador de ar e posicionar corretamente a cada repetição;
8. Ligar o motor e estabilizar na pressão desejada por 2 minutos dentro de um balde e desligar;
9. Ligar o motor, anotar o horário de início (usar o mesmo relógio o experimento todo);
 - a. Relógio de: _____
10. Anotar o horário de início do escoamento;
11. Iniciar coleta de [água e solo] escoado:
 - a. Cronometrar.
 - b. Colocar Becker de plástico na posição de coleta do material escoado e esperar acima de 5 mL;
 - c. Anotar o tempo da coleta (minutos) até atingir volume desejado;
 - d. Colocar novo Becker até atingir 5 repetições (obs: em solo descoberto, desentupir o filtro da calha manualmente);
 - e. Medir os volumes com proveta;
 - f. Ignorar sempre a primeira repetição, considerar as últimas 4 repetições;
 - g. Colocar todo conteúdo de água e solo em uma garrafa de 1,5 L, homogeneizar e coletar 3 amostras de 50 mL em latinhas;
 - h. Secar na estufa a 105 °C e pesar solo seco.
12. Trocar palha e repor solo, se necessário. Quando solo exposto, usar pente para escarificar o solo no sentido perpendicular ao declive.

Voltar ao  Reiniciar, até n tratamentos

13. Após finalizar, desligar:
 - a. Registros de água;
 - b. Fazer backup do datalogger.

APÊNDICE 4

```

#
# ANÁLISES DE ESCOAMENTO X PALHA (linguagem R)
# Criado em: 03/02/2022
# Atualizado em: 19/02/2022
#
#
#
# Leitura dos dados ----
#
dados_palha10 <- read.table("dados_experimento/02082021.txt",
                           sep = ";", # separado por ;
                           header = T) # Cabeçalho

dados_palha5 <- read.table("dados_experimento/09082021.txt",
                           sep = ";", # separado por ;
                           header = T) # Cabeçalho

dados_palha0 <- read.table("dados_experimento/16082021.txt",
                           sep = ";", # separado por ;
                           header = T,
                           fill = TRUE) # Cabeçalho

# Mostrar o início dos dados
head(dados_palha10)
head(dados_palha5)
head(dados_palha0)

colnames(dados_palha10)
colnames(dados_palha5)
colnames(dados_palha0)

# Preciso apenas dos seguintes dados:
# Data, hora, digital2 e ultrasonic1
dados_palha10 = dados_palha10[,c(1, 2, 4, 15)]
dados_palha5 = dados_palha5[,c(1, 2, 4, 15)]
dados_palha0 = dados_palha0[,c(1, 2, 4, 21)]

# Juntando tudo em uma tabela
require(dplyr)
dados_total <- bind_rows(dados_palha10,
                        dados_palha5,
                        dados_palha0)

# Deletar os caracteres "D2=" e manter o valor
require(stringr)
dados_total$digital2 <- str_replace(dados_total$digital2,
                                   "D2=", # subst. este
                                   "")    # por este

# Mostrar o início dos dados
head(dados_total)

#
# Atribuindo variáveis temporais ----
#
require(lubridate)

```

```

# convertendo para data/dia
dados_total$data <- as.POSIXct(dados_total$data,
                              format = "%d/%m/%Y")

# Convertendo para hora
dados_total$hora <- as.POSIXct(dados_total$hora,
                              format = "%H:%M:%S")

# Classe da variável
class(dados_total$data)
class(dados_total$hora)

# Início dos dados
head(dados_total$data)
head(dados_total$hora)

# -----
# Convertendo as leituras de sensor ultrassônico ----
# -----

# Leitura dos coeficientes do modelo ajustado
coef_u = read.csv2("Ultrassonico/Tabela de coeficientes e métricas.csv",
                  header = T)

# Conversão com a fórmula a*x+b
dados_total$ultrassonic1 = coef_u$a*dados_total$ultrassonic1+coef_u$b

# Renomear coluna
colnames(dados_total)[4] = "vol_balde"

# -----
# Convertendo as leituras de sensor de vazão ----
# -----

# Leitura dos coeficientes do modelo ajustado
coef_v = read.csv2("Vazao/Tabela de coeficientes e métricas.csv",
                  header = T)

# "digital2" como variável numérica
dados_total$digital2 = as.numeric(dados_total$digital2)

# Conversão com a fórmula a*x+b
dados_total$digital2 = coef_v$a*dados_total$digital2+coef_v$b

# Renomear coluna
colnames(dados_total)[3] = "vazao"

head(dados_total)

# -----
# Filtrando por período de tempo (20 minutos coletados) ----
# -----

# Separando por datas
tabela_palha10 <- dados_total %>%
  filter(data == as.Date("2021-08-02 -03"))

tabela_palha5 <- dados_total %>%
  filter(data == as.Date("2021-08-09 -03"))

```

```
tabela_palha0 <- dados_total %>%
  filter(data == as.Date("2021-08-16 -03"))

# Separando por hora
tabela_palha10 <- tabela_palha0 %>%
  filter(between(hora, # coluna de data/dia
                 as.POSIXct("15:21:41", # hora inicial
                             format = "%H:%M:%S"),
                 as.POSIXct("17:21:41", # hora final
                             format = "%H:%M:%S")))

tabela_palha5 <- tabela_palha5 %>%
  filter(between(hora, # coluna de data/dia
                 as.POSIXct("11:26:50", # hora inicial
                             format = "%H:%M:%S"),
                 as.POSIXct("13:26:50", # hora final
                             format = "%H:%M:%S")))

tabela_palha0 <- tabela_palha0 %>%
  filter(between(hora, # coluna de data/dia
                 as.POSIXct("12:52:20", # hora inicial
                             format = "%H:%M:%S"),
                 as.POSIXct("14:52:20", # hora final
                             format = "%H:%M:%S")))

# Criando a coluna "palha"
tabela_palha10$'palha' = 10
tabela_palha5$'palha' = 5
tabela_palha0$'palha' = 0

# Juntar
tabela_total <- bind_rows(tabela_palha10,
                          tabela_palha5,
                          tabela_palha0)

# Exportar dados
write.csv2(tabela_total, file = "dados_escoamento.csv")
```

Apêndice 5

```
# -*- coding: utf-8 -*-
"""Tese do Pablo (Oficial)

Automatically generated by Colaboratory.

Original file is located at
  https://colab.research.google.com/drive/1fkREWdQwdxzMFP02-
0YhzP0c583R6FW9

# 1. Leitura e preparação dos dados

Carregue seus arquivos em Dropbox e compartilhe o link como "Qualquer
pessoa com o link pode visualizar".
Sempre trocar no final do link: `dl=0` para `dl=1`
"""

from urllib.request import urlretrieve # pacote para baixar arquivos do
dropbox.
URL = 'https://www.dropbox.com/s/9o8buv0xsvvuhvu/dados_escoamento.csv?dl=1'
urlretrieve(URL, 'dados.csv')

"""**Informações sobre os dados**

* `vazao`: vazão de água que sai do bico ($cm^3\sim h^{-1}$)
* `vol_balde`: volume do balde do escoamento coletado ($cm^3$)
* `palha`: classificação da cobertura de palha, de 0, 5 e 10 $\sim ha^{-1}$
"""

# Ler tabelas em csv
import pandas as pd
dados = pd.read_csv('dados.csv',
                    sep = ';', # separador de colunas
                    decimal=',') # separador de decimais
dados.head() # mostra o cabeçalho, 5 primeiras linhas

"""# Conversão de unidades

Descarga unitária:

$$ q = \frac{Q}{l} $$

em que:
* $q$: descarga unitária ($cm^2\sim min^{-1}$)
* $Q$: descarga volumétrica ($cm^3\sim min^{-1}$)
* $l$: largura da seção transversal da rampa ($cm$)

Fonte: https://www.usbr.gov/tsc/techreferences/mands/wmm/chap02\_04.html
"""

l = 100 # comprimento da rampa (cm)

# Conversão de unidades
# vazao = intensidade de chuva
# cm^3/h para cm^3/min
dados['vazao'] = dados['vazao']/60

# cm^3/min para cm/min
dados['vazao'] = dados['vazao']/(l**2)
```

```

# cm^3 para cm^2
# Descarga unitária
dados['vol_balde'] = dados['vol_balde']/1

# Separando por 3 níveis de palha
palha_10 = dados[dados['palha'] == 10]
palha_5 = dados[dados['palha'] == 5]
palha_0 = dados[dados['palha'] == 0]

# Resetando os índices de cada tabela
palha_5.reset_index(drop=True,inplace=True)
palha_0.reset_index(drop=True,inplace=True)

# Criar a coluna de tempo "t", que é uma sequência numérica
palha_10['t'] = range(len(palha_10.index))
palha_5['t'] = range(len(palha_5.index))
palha_0['t'] = range(len(palha_0.index))

"""# ✓ Filtrando por palha"""

# Filtrando qual database quer fazer o modelo
# dados_agrup = palha_10
# dados_agrup = palha_5
dados_agrup = palha_0

dados_agrup

"""# Recorte do tempo avaliado"""

# Recorte do período avaliado
limite = 20 # min
dados_agrup = dados_agrup[dados_agrup.t <= limite]

"""# Convertendo dados de Escoamento

A coluna `vol_balde` representa o volume de água que escoou dentro do
balde, mas os dados são obtidos por meio do sensor ultrassônico, que capta
a altura do nível de água. Os dados de escoamento que eu quero é o **quanto
que incrementou** de água no balde a cada minuto. Ou seja, o volume atual
menos o volume anterior.

## Suavização do ruído para `vol_balde`
"""

# Gráfico de palha_10 - ORIGINAL
import numpy
from matplotlib import pyplot

pyplot.rc('font', family='sans-serif', size='12')
pyplot.figure(figsize=(10,5)); # tamanho do gráfico
pyplot.plot(dados_agrup['t'],
            dados_agrup['vol_balde'], # dados
            '-o', # marcador (marker)
            color = 'red'); # cor dos marcadores
pyplot.title('Original') # título do gráfico
pyplot.xlabel('Tempo ($min$)') # legenda do eixo do x
pyplot.ylabel('Volume de água ($L$)'); # legenda do eixo do y
pyplot.axis([0, 20, -8, 13]) # [x_min, x_max, y_min, y_max] # zoom
pyplot.grid(); # grade

# # Salvando em imagem vetorial.

```

```

pyplot.savefig("original.svg")

# Técnica NOVA de suavização de ruído. Objetivo: sequência crescente.

import numpy as np

movel = 2
vol_suav = dados_agrup['vol_balde'].copy() # volume suavizado

for i in range(2, len(vol_suav)-2): # do segundo até o antepenúltimo
    if (vol_suav[i] < vol_suav[i-1]): # se o atual for menor que anterior
        if (vol_suav[i+2] > vol_suav[i-1]): # se 2 posteriores forem maior que
anterior
            vol_suav[i] = np.mean([vol_suav[i-movel], vol_suav[i+movel]]) # média
móvel
        else:
            vol_suav[i] = vol_suav[i-1] # repete a anterior
    else:
        if (vol_suav[i] > vol_suav[i+2]): # se o atual for maior que 2
posteriores
            if (vol_suav[i+1] > vol_suav[i-1]): # se o posterior for maior que
anterior
                vol_suav[i] = np.mean([vol_suav[i-movel], vol_suav[i+movel]]) #
média móvel

dados_agrup['vol_suav'] = vol_suav

import numpy
from matplotlib import pyplot

pyplot.rc('font', family='sans-serif', size='12')
pyplot.figure(figsize=(10,5)); # tamanho do gráfico
pyplot.plot(dados_agrup['t'],
            dados_agrup['vol_suav'], # dados
            '-o', # marcador (marker)
            color = 'green'); # cor dos marcadores
pyplot.title('Suavizado') # título do gráfico
pyplot.xlabel('Tempo ($min$)') # legenda do eixo do x
pyplot.ylabel('Volume de água ($L$)'); # legenda do eixo do y
pyplot.axis([0, 20, -8, 13]) # [x_min, x_max, y_min, y_max] # zoom
pyplot.grid(); # grade

# # Salvando em imagem vetorial.
pyplot.savefig("suavizado.svg")

"""## Taxa de escoamento: incremento de `vol_suav`"""

# Fazendo a subtração do posterior menos a atual

escoamento = []
sub = 0 # valor inicial
escoamento.append(sub)

for i in range(1, len(dados_agrup.index)-1):
    sub = abs(dados_agrup['vol_suav'][i] - dados_agrup['vol_suav'][i-1])
    escoamento.append(sub)

# Adicionando o último elemento para debugar
escoamento.append(sub)

dados_agrup['escoamento'] = escoamento

```

```

"""# Plotar dados observados"""

# Gráfico de palha_10
import numpy
from matplotlib import pyplot

pyplot.rc('font', family='sans-serif', size='12')
pyplot.figure(figsize=(10,5)); # tamanho do gráfico
pyplot.plot(dados_agrup['t'],
            abs(dados_agrup['escoamento']), # dados
            'o', # marcador (marker)
            color = 'blue'); # cor dos marcadores
pyplot.xlabel('Tempo') # legenda do eixo do x
pyplot.ylabel('Escoamento'); # legenda do eixo do y
pyplot.yticks( numpy.arange(0,5,1)) # fixar a escala do eixo y
pyplot.xticks( numpy.arange(0,50,2)) # fixar a escala do eixo x
pyplot.grid(); # grade

# Salvando em imagem vetorial.
pyplot.savefig("grafico_dadosobservados.svg")

# Gráfico de palha_10
import numpy
from matplotlib import pyplot

pyplot.rc('font', family='sans-serif', size='12')
pyplot.figure(figsize=(10,5)); # tamanho do gráfico
pyplot.plot(dados_agrup['t'],
            abs(dados_agrup['escoamento']), # dados
            'o', # marcador (marker)
            color = 'blue'); # cor dos marcadores
pyplot.xlabel('Tempo') # legenda do eixo do x
pyplot.ylabel('Escoamento'); # legenda do eixo do y
pyplot.yticks( numpy.arange(0,5,1)) # fixar a escala do eixo y
pyplot.xticks( numpy.arange(0,50,2)) # fixar a escala do eixo x
pyplot.grid(); # grade

# Salvando em imagem vetorial.
pyplot.savefig("grafico_dadosobservados.svg")

import matplotlib.pyplot as plt

# Intensidade de chuva
dados_agrup2 = dados_agrup.copy()

plt.figure(figsize=(10,5)); # tamanho do gráfico
plt.plot(dados_agrup2['t'],
         dados_agrup2['vazao'],
         label = 'Intensidade de chuva')
plt.xlabel('Tempo ($min$)') # legenda do eixo do x
plt.ylabel('Intencidade de chuva ($cm\sim min^{-1}$)'); # legenda do eixo do y

pyplot.savefig("chuva.svg")

# Tirar valores nulos
# dados_agrup = dados_agrup[dados_agrup.escoamento > 0]

"""#  Ajuste de curvas com Philip

```

```
$$ q_1(t) = (1-c)l(r_e(t)-f(t)) $$
```

Equação de Philip:

```
$$ f(t) = \frac{1}{2}S(t- \frac{3\sim S^2}{16\sim r_e(t)^2})^{-\frac{1}{2}} $$
```

```
$$ t_p = \big(\frac{S}{2r_e(t_p)}\big)^2 $$
```

```
"""
```

```
import matplotlib.pyplot as plt
import scipy.optimize
from scipy.integrate import quad
import numpy as np
import sympy as sp
from sklearn.metrics import r2_score

# ===== MODELO DE PHILIP =====

# Tempo de empoçamento (valor observado pelo gráfico)
if (dados_agrup['palha'][0] == palha_10['palha'][0]):
    t_p = 3
    #3

if (dados_agrup['palha'][0] == palha_5['palha'][0]):
    t_p = 4
    #1

if (dados_agrup['palha'][0] == palha_0['palha'][0]):
    t_p = 2
    #2

# Convertendo os dados em array (lista fixa)
xdata = np.array(dados_agrup['t'])[t_p:limite] # variável independente:
tempo
ydata = np.array(abs(dados_agrup['escoamento']))[t_p:limite] # variável
dependente: q_1 observados

# Atribuindo variável 'c' e 's' - parâmetros ajustados aos dados
c = sp.Symbol('c')
S = sp.Symbol('S')

# Definindo a intensidade de chuva, que é a vazão do simulador
def r_e(t):
    if (t>t_p).all:
        return np.mean(dados['vazao'][2:21]) # intensidade média da chuva
    else:
        return 0

# Definindo a infiltração, modelo de Philip
def f_philip(t, S):
    if (t>t_p).all:
        return 1/2*S*(t-(3*S**2)/(16*r_e(t)**2))**(-1/2)
    else:
        return 0

# Definindo a função da descarga unitária q_1(t) com Philip
def q_1_philip(t, c, S):
    if (t>t_p).any:
        return (1-c)*(r_e(t) - f_philip(t, S))*1
    else:
        return 0
```

```

# Ajuste de curvas
parameter_optimal, cov = scipy.optimize.curve_fit(q_l_philip,
                                                xdata,
                                                ydata,
                                                [0.1, 0.1]) # Philip

# Dados previstos
x = np.linspace(0, limite, 50)
y_philip = q_l_philip(x, *parameter_optimal) # dados ajustados

print('**** PHILIP')
print('[c, S]')
print(parameter_optimal)
y_ajust = q_l_philip(xdata, *parameter_optimal)
print('Valores ajustados:')
print(y_ajust)

# Gráfico
fig, ax1 = plt.subplots(figsize=(5, 5))
ax1.plot(xdata, ydata, 'o', label = 'Dados observados')

ax1.plot(x, y_philip, '-', label = '$q_l(t)$ - Philip')
ax1.set_xlabel('Tempo ($min$)')
ax1.set_ylabel('Descarga unitária ($cm^2 \sim min^{-1}$)')
# ax1.yticks( numpy.arange(0,8,1)) # fixar a escala do eixo y
# ax1.xticks( numpy.arange(0,limite,2)) # fixar a escala do eixo x
ax1.axis([0, limite, 0, 3]) # [x_min, x_max, y_min, y_max] # zoom
ax1.legend(loc='best')

r2 = r2_score(ydata,
              y_ajust)
print('R²=', r2)

# Estabelecendo o y ajustado de acordo com os dados.
y_ajust = q_l_philip(xdata, *parameter_optimal)
y_ajust

#R2
from sklearn.metrics import r2_score
r2 = r2_score(ydata,
              y_ajust)
print(r2)

# RMSE
from sklearn.metrics import mean_squared_error
rmse = mean_squared_error(ydata,
                          y_ajust,
                          squared=False)

print(rmse)

import scipy
from scipy import stats
correl = scipy.stats.pearsonr(ydata, y_ajust)[0]**2

print(correl)

print('c: ', str(parameter_optimal[0]).replace(".", ","))
print('s: ', str(parameter_optimal[1]).replace(".", ","))

```

```

print(str(f'R²: {r2:,.3f}').replace(".", ","))
print(str(f'RMSE: {rmse:,.3f}').replace(".", ","))

"""#  Ajuste de curvas com Kostiakov

Equação de Kostiakov:

$$ f(t) = \alpha (t - \Delta t)^{-\beta} $$

$$ \Delta t = (\frac{\alpha}{r_e(t)})^{\frac{1}{\beta}} - (r_e(t) \sim (\frac{\alpha}{r_e(t)})^{\frac{1}{\beta}} \sim (1-\beta) \sim \frac{1}{\alpha})^{\frac{1}{2}} $$
"""

# Tempo de empoçamento (valor observado pelo gráfico)
if (dados_agrup['palha'][0] == palha_10['palha'][0]):
    t_p = 1
#1
if (dados_agrup['palha'][0] == palha_5['palha'][0]):
    t_p = 4
#4
if (dados_agrup['palha'][0] == palha_0['palha'][0]):
    t_p = 0
#0
# Convertendo os dados em array (lista fixa)
xdata = np.array(dados_agrup['t'])[t_p:limite] # variável independente:
tempo
ydata = np.array(abs(dados_agrup['escoamento']))[t_p:limite] # variável
dependente: q_l observados

# Atribuindo variável 'c' e 's' - parâmetros ajustados aos dados
c = sp.Symbol('c')
S = sp.Symbol('S')
alfa = sp.Symbol('alfa')
beta = sp.Symbol('beta')

# Definindo a intensidade de chuva, que é a vazão do simulador
def r_e(t):
    if (t>t_p).all:
        return np.mean(dados['vazao'][2:21]) # intensidade média da chuva
    else:
        return 0

# Definindo a delta(t) do modelo de Kostiakov
def Delta(t, alfa, beta):
    if (t>t_p).all:
        return (alfa/r_e(t))**(1/beta) - (r_e(t)* (alfa/r_e(t))**(1/beta)* (1-
beta)* (1/alfa) )**(1/2)
    else:
        return 0

# Definindo a infiltração, modelo de Kostiakov
def f_kostiakov(t, alfa, beta):
    if (t>t_p).all:
        return alfa*(t - Delta(t, alfa, beta) )**(-beta)
    else:
        return 0

# Definindo a função da descarga unitária q_l(t) com Kostiakov
def q_l_kostiakov(t, c, alfa, beta):

```

```

if (t>t_p).any:
    return (1-c)*(r_e(t) - f_kostiakov(t, alfa, beta))*1
else:
    return 0

# Chute inicial
if (dados_agrup['palha'][0] == palha_10['palha'][0]):
    chute = 1E-01
    chute2 = chute

if (dados_agrup['palha'][0] == palha_5['palha'][0]):
    chute = 1E-01
    chute2 = chute

if (dados_agrup['palha'][0] == palha_0['palha'][0]):
    chute = 1.10-4
    chute2 = 1E-01

# Ajuste de curvas: Kostiakov
parameter_optimal, cov = scipy.optimize.curve_fit(q_l_kostiakov,
                                                    xdata,
                                                    ydata,
                                                    [chute, chute2, chute2])

# Kostiakov

# # Dados previstos
y_kostiakov = q_l_kostiakov(x, *parameter_optimal) # dados ajustados

# c, s, a, b
print('**** KOSTIAKOV')
print(parameter_optimal)
y_ajust = q_l_kostiakov(xdata, *parameter_optimal)
print('Valores ajustados:')
print(y_ajust)

# Gráfico
fig, ax1 = plt.subplots(figsize=(5, 5))
ax1.plot(xdata, ydata, 'o', label = 'Dados observados')

ax1.plot(x, y_kostiakov, '-', label = '$q_l(t)$ - Kostiakov')
ax1.set_xlabel('Tempo ($min$)')
ax1.set_ylabel('Descarga unitária ($cm^2\sim min^{-1}$)')
# ax1.yticks( numpy.arange(0,8,1)) # fixar a escala do eixo y
# ax1.xticks( numpy.arange(0,limite,2)) # fixar a escala do eixo x
ax1.axis([0, limite, 0, 3]) # [x_min, x_max, y_min, y_max] # zoom
ax1.legend(loc='best')

r2 = r2_score(ydata,
              y_ajust)
print('R²=', r2)

# Estabelecendo o y ajustado de acordo com os dados.
y_ajust = q_l_kostiakov(xdata, *parameter_optimal)
y_ajust

#R2
from sklearn.metrics import r2_score
r2 = r2_score(ydata,
              y_ajust)

```

```

print(r2)

# RMSE
from sklearn.metrics import mean_squared_error
rmse = mean_squared_error(ydata,
                           y_ajust,
                           squared=False)

print(rmse)

import scipy
from scipy import stats
correl = scipy.stats.pearsonr(ydata, y_ajust)[0]**2

print(correl)

print('c: ', str(parameter_optimal[0]).replace(".", ","))
print('alpha: ', str(parameter_optimal[1]).replace(".", ","))
print('beta: ', str(parameter_optimal[2]).replace(".", ","))
print(str(f'R²: {r2:,.3f}').replace(".", ","))
print(str(f'RMSE: {rmse:,.3f}').replace(".", ","))

"""# Gráfico de ajuste"""

# Gráfico
fig, ax1 = plt.subplots(figsize=(5, 5))
ax1.plot(xdata, ydata, 'o', label = 'Dados observados')

ax1.plot(x, y_philip, '-', label = '$q_1(t)$ - Philip')
ax1.plot(x, y_kostiakov, '-', label = '$q_1(t)$ - Kostiakov')
ax1.set_xlabel('Tempo ($min$)')
ax1.set_ylabel('Descarga unitária ($cm^2\sim min^{-1}$)')
# ax1.set_yticks([])
# ax1.yticks( numpy.arange(0,8,1)) # fixar a escala do eixo y
# ax1.xticks( numpy.arange(0,limite,2)) # fixar a escala do eixo x
ax1.axis([0, limite, 0, 3]) # [x_min, x_max, y_min, y_max] # zoom
ax1.legend(loc='best')

# Curva da intensidade de chuva
ax2 = ax1.twinx()
ax2.set_ylabel('Intensidade de chuva ($cm\sim min^{-1}$)')
ax2.plot(dados_agrup2['t'],
         dados_agrup2['vazao'],
         'r--',
         color = 'blue',
         label = 'Intensidade de chuva')
ax2.axis([0, limite, 0, 0.17]) # [x_min, x_max, y_min, y_max] # zoom
ax2.legend(loc='lower right')

# Titulos
if (dados_agrup['palha'][0] == palha_10['palha'][0]):
    pyplot.title('10 t ha$^{-1}$') # Título

if (dados_agrup['palha'][0] == palha_5['palha'][0]):
    pyplot.title('5 t ha$^{-1}$') # Título

if (dados_agrup['palha'][0] == palha_0['palha'][0]):
    pyplot.title('0 t ha$^{-1}$') # Título

# Salvando em imagem vetorial.
plt.savefig("ajuste.svg",
           bbox_inches='tight') # salva sem o corte

```