

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM PRODUÇÃO VEGETAL

JOSÉ LUCAS PEREIRA DA SILVA

A construção do "Canal do Sertão Alagoano" impactou a agricultura do semiárido local? Uma análise da expansão da agricultura irrigada nas áreas beneficiadas pela obra hídrica

Rio Largo – AL

2025

JOSÉ LUCAS PEREIRA DA SILVA

A construção do "Canal do Sertão Alagoano" impactou a agricultura do semiárido local? Uma análise da expansão da agricultura irrigada nas áreas beneficiadas pela obra hídrica

Dissertação apresentada à coordenação do Programa de Pós-Graduação em Agronomia: Produção Vegetal, CECA/UFAL, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Agronomia.

Orientador: Prof. Dr. Alexsandro Claudio dos Santos Almeida

Coorientador: George do Nascimento Araújo Júnior

Rio Largo - AL

2025

Catálogo na fonte
Universidade Federal de Alagoas
Campus de Engenharias e Ciências Agrárias – CECA Bibliotecário
Responsável: Erisson Rodrigues de Santana
CRB - 1512

S586c Silva, José Lucas Pereira da.

A construção do "canal do sertão alagoano" impactou a agricultura do semiárido local? uma análise da expansão da agricultura irrigada nas áreas beneficiadas pela obra hídrica. / José Lucas Pereira da Silva. – 2025.

112 f.: il.

Orientador: Alexsandro Claudio dos Santos Almeida.

Coorientador: George do Nascimento Araújo Júnior.

Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Programa de Pós- Graduação em Agronomia, Área de concentração em Produção Vegetal, Campus de Engenharias e Ciências Agrárias, Universidade Federal de Alagoas. Rio Largo, 2025.

Inclui Bibliografia

1. Levantamento de áreas irrigadas. 2. Cobertura vegetal. 3. Recursos hídricos. 4. LULC. 5. Random Forest.

CDU:631.67: 556



Universidade Federal de Alagoas



CECA

PRÓ-REITORIA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA
CAMPUS DE ENGENHARIAS E CIÊNCIAS AGRÁRIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM AGRONOMIA – PRODUÇÃO VEGETAL
CÓDIGO-CAPES – 26001012010M-9

TERMO DE APROVAÇÃO

JOSÉ LUCAS PEREIRA DA SILVA

(Matrícula 2023102328)

**“A construção do "Canal do Sertão Alagoano" impactou a agricultura do semiárido local?
Uma análise da expansão da agricultura irrigada nas áreas beneficiadas pela obra hídrica.”**

Dissertação apresentada e avaliada pela banca examinadora em 28 de fevereiro de 2025, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Agronomia, área de concentração em Produção Vegetal do Programa de Pós-Graduação em Agronomia “Produção Vegetal” do CAMPUS DE ENGENHARIAS E CIÊNCIAS AGRÁRIAS da UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS – CECA/UFAL..

Prof. Dr. ALEXSANDRO CLAUDIO DOS SANTOS ALMEIDA
Presidente

Prof. Dr. THIERES GEORGE FREIRE DA SILVA
Membro

Prof. Dr. RAFAEL MINGOTI
Membro

Prof. Dr. PEDRO ROGÉRIO GIONGO
Membro

RIO LARGO – AL
Fevereiro/2025

Dedico este trabalho à memória do meu avô, Manoel Mariano, e aos meus pais, por sempre acreditarem no meu potencial e incentivarem que minhas conquistas se baseiem nos estudos e na educação. Sou eternamente grato por todo o apoio e amor.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por ter me concedido saúde, força e sabedoria para persistir e alcançar essa conquista. Sem Sua presença em minha vida, os desafios teriam sido impossíveis de superar.

Agradeço aos meus pais, José de Arimatea e Josefa Aganielle, por serem pilares essenciais em minha jornada, oferecendo amor, ensinamentos e exemplos que moldaram o homem que sou hoje. Também expresso minha gratidão aos meus irmãos, Camila Pereira e Alyson Pereira, que cresceram ao meu lado e estiveram presentes em todas as etapas da minha vida. A minha vó Izinha e Tia Lila, por todo amor. Sinto-me abençoado por tê-los comigo. Dedico minha mais sincera gratidão à minha família. Superamos muitas lutas ao longo de nossas vidas, mas Deus sempre esteve ao nosso lado. Obrigado por acreditarem nos meus sonhos e me incentivarem a seguir adiante, eu amo vocês.

Agradeço ao Programa de Pós-Graduação em Agronomia da Universidade Federal de Alagoas, bem como aos professores que compartilharam seu conhecimento e contribuíram significativamente para minha formação como profissional.

Ao meu orientador, Alexsandro Cláudio, agradeço pelo suporte, paciência e orientação ao longo desta pesquisa, fundamentais para o sucesso deste trabalho.

Não poderia deixar de mencionar meus grandes amigos Francisco Bento, Handerson Brandão, João Pedro, Marcos Vinícius e George Araujo, que a pós-graduação me permitiu conhecer. Vocês foram companheiros fundamentais nessa trajetória, proporcionando não apenas apoio, mas também muitos momentos de aprendizado e crescimento.

Agradeço também aos colegas que participaram das missões de campo para validação dos dados desta pesquisa: Francisco Bento, Jéssica Bruna, Renato Vieira e Ascanio da Cunha. O comprometimento e o trabalho em equipe de vocês foram cruciais para o sucesso desta etapa.

Por fim, deixo meu agradecimento especial à minha noiva, Maria Roberta Mendes de Carvalho. Sua presença ao meu lado foi um dos maiores suportes ao longo dessa jornada. Obrigado por cada palavra de incentivo, por todo o apoio emocional e, principalmente, por me fazer enxergar sentido em momentos de dificuldade. Você foi minha força e inspiração para seguir em frente, e essa conquista é também um reflexo do que construímos juntos. Como disse Saint-Exupéry: *"O amor não consiste em olhar um para o outro, mas sim em olhar juntos na mesma direção"*. Ter você, Maria Roberta, ao meu lado nessa caminhada foi mais do que um privilégio — foi o que sustentou muitos dos meus dias. Durante os momentos mais desafiadores dessa jornada, sua presença foi luz e força. Seu apoio não apenas me motivou a seguir em frente, mas também deu sentido a essa conquista. Eu te amo, obrigado por existir.

Como disse Paulo Freire: *"Ninguém caminha sem aprender a caminhar, sem aprender a fazer o caminho caminhando, refazendo e retocando o sonho pelo qual se pôs a caminhar"*. Essa caminhada não foi linear nem simples. Pelo contrário, foi marcada por obstáculos, momentos de dúvida e cansaço. Mas cada um desses desafios trouxe consigo lições valiosas, seja sobre resiliência, empatia ou a importância das pessoas ao nosso redor. O conhecimento acadêmico, por mais importante que seja, se torna ainda mais significativo quando compartilhado, vivido em experiências de campo e guiado por relações humanas. Deixo aqui os meus mais sinceros agradecimentos a todos!

“Não ganhei, eu conquistei, eu sei a diferença.”

Filipe Ret

RESUMO

Grandes obras de transposição de águas visam aumentar a segurança hídrica e impulsionar o desenvolvimento socioeconômico em regiões semiáridas, fornecendo água para viabilizar empreendimentos produtivos, com destaque para a agricultura irrigada. O Canal do Sertão Alagoano foi projetado para que 75% de seu volume de água atenda a agricultura. No entanto, não há um monitoramento da área irrigada ao redor do canal, além da carência de dados sobre seu impacto na agricultura local. Com isso, o objetivo deste trabalho é avaliar as mudanças ocorridas na agricultura irrigada com base no uso e cobertura do solo nas áreas já beneficiadas pela construção do canal. A pesquisa analisou as mudanças de uso e cobertura do solo (LULC) em uma área de 1.154 km² (115.493 ha), situada entre os municípios de Delmiro Gouveia e São José da Tapera, já beneficiada pelo Canal do Sertão Alagoano. A área corresponde a uma faixa de terra com 10 km de largura (5 km para cada lado da margem do canal) ao longo dos 123 km de canal construído. Foram utilizados dois métodos para gerar a classificação de LULC. O primeiro método utilizou os dados de LULC já processados pela plataforma MapBiomas (2006-2022). O segundo método baseou-se na classificação de LULC por meio do modelo Random Forest (2016-2022). Visitas de campo aos municípios de Delmiro Gouveia, Pariconha, Água Branca, Inhapi e São José da Tapera, permitiram validar o desempenho do modelo na identificação de áreas de agricultura irrigada. Durante essas visitas, foram realizadas entrevistas com produtores da região, com o objetivo de compreender a dinâmica da irrigação e avaliar o impacto do Canal do Sertão na produção agrícola do sertão alagoano. Os dados do MapBiomas apresentaram um índice de precisão acima de 90% para as classes de floresta, pastagem natural, áreas não vegetadas, corpos hídricos e formação natural não vegetal. Contudo, esses dados mostraram baixa precisão para a classe de agricultura na região semiárida alagoana. Por outro lado, o modelo Random Forest apresentou alta acurácia na classificação de LULC. As visitas de campo mostraram algumas limitações do Random Forest. Os resultados indicaram um crescimento significativo das áreas de agricultura irrigada nas regiões beneficiadas pelo Canal do Sertão. Em 2016, a área de agricultura irrigada era de 176 ha, conforme as análises do Random Forest. Em 2022, essa área aumentou para 2.111 ha, representando um crescimento de 1.099% em apenas seis anos. Entre 2014 e 2018, foram solicitadas 49 outorgas para utilização de água do canal. Nos cinco anos seguintes, de 2019 a 2023, o número de solicitações aumentou significativamente, totalizando 772 pedidos de outorga. Esses dados dos números de outorgas da SEMARH corroboram com o aumento da área irrigada constatado usando o modelo Random Forest. O Random Forest apresentou alta precisão na identificação da agricultura irrigada, embora com limitações em áreas de baixada. Com base nos dados do modelo, da SEMARH e

em visitas de campo, observou-se um crescimento da agricultura irrigada entre 2016 e 2022. Espera-se que a conclusão das obras do Canal do Sertão impulsione ainda mais a agricultura local, sendo necessário o apoio de políticas públicas para garantir a sustentabilidade e o uso eficiente dos recursos hídricos.

Palavras-chave: Levantamento de áreas irrigadas; Cobertura vegetal; Recursos hídricos; LULC; Random Forest.

ABSTRACT

Large-scale water diversion projects are designed to enhance water security and foster socioeconomic development in semiarid regions by supplying water to support the establishment of productive enterprises, with a particular emphasis on promoting irrigated agriculture. The Canal do Sertão Alagoano was designed so that 75% of its water volume would be allocated to agriculture. Thus, the objective of this study is to assess the changes that have occurred in irrigated agriculture based on land use and land cover in the areas already benefited by the construction of the canal. The research analyzed land use and land cover (LULC) changes in a 1,154 km² (115,493 ha) area located between the municipalities of Delmiro Gouveia and São José da Tapera, which has already benefited from the Canal do Sertão Alagoano. The study area corresponds to a 10 km-wide strip of land (5 km on each side of the canal's margins) along the 123 km of constructed canal. Two methods were used to generate LULC classification. The first method relied on pre-processed LULC data from the MapBiomas platform (2006–2022). The second method was based on LULC classification using the Random Forest model (2016–2022). Field visits to the municipalities of Delmiro Gouveia, Pariconha, Água Branca, Inhapi, and São José da Tapera allowed for the validation of the model's performance in identifying irrigated agricultural areas. During these visits, interviews were conducted with local farmers to understand irrigation dynamics and assess the impact of the Canal do Sertão on agricultural production in the Alagoas backlands. MapBiomas data presented a precision index above 90% for forest, natural pasture, non-vegetated areas, water bodies, and non-vegetal natural formation classes. However, these data showed low precision in identifying agricultural areas in the semiarid region of Alagoas. On the other hand, the Random Forest model demonstrated high accuracy in LULC classification. Nevertheless, field visits revealed some limitations of the Random Forest model. The results indicated a significant increase in irrigated agricultural areas in the regions benefited by the Canal do Sertão. In 2016, the irrigated agriculture area was 176 ha, according to the Random Forest analyses. By 2022, this area had expanded to 2,111 ha, representing an increase of 1,099% in just six years. Between 2014 and 2018, 49 water use permits for the canal were requested. In the following five years, from 2019 to 2023, the number of requests increased significantly, totaling 772 permit applications. These SEMARH permit data corroborate the increase in irrigated areas identified using the Random Forest model. The model exhibited high precision in detecting irrigated agriculture, though it faced limitations in lowland areas. Based on model data, SEMARH records, and field visits, an expansion of irrigated agriculture between 2016 and 2022 was observed. It is expected that the completion

of the Canal do Sertão will further boost local agriculture, necessitating the support of public policies to ensure sustainability and the efficient use of water resources.

Keywords: Survey of irrigated areas; Vegetation cover; Water resources; LULC; Random Forest.

Sumário

1. INTRODUÇÃO	17
Objetivos específicos	19
2. REFERENCIAL TEÓRICO	20
2.1 Impacto da construção de perímetros irrigados na ocupação dos solos	20
2.2 Investigações sobre mudanças de uso e ocupação do solo	21
2.2.1 Imagens de satélite utilizadas em investigações de LULC	21
2.2.2 Processamento das imagens para investigações de LULC	21
2.2.3 Google Earth Engine GEE	22
2.2.4 Mapbiomas para levantar áreas agrícolas	24
2.2.5 Random Forest para levantar áreas agrícolas	25
2.2.6 Análises focadas em agricultura irrigada	26
3. MATERIAL E MÉTODOS	29
3.1 Caracterização da área de estudo	29
3.1.1 Condições edafoclimáticas locais	32
3.2 Obtenção dos arquivos vetoriais do canal	32
3.3 Metodologias de classificação do uso e ocupação do solo (LULC)	34
3.3.1 LULC por Mapbiomas	34
3.3.2 LULC por Random Forest	34
3.4 Geração do NDVI	36
3.5 Levantamento <i>in situ</i> das áreas irrigadas	37
3.5.1 Análise dos pontos de captação e de outorgas de água nas áreas do canal	37
3.5.2 Entrevistas com irrigantes das áreas do canal	38
3.5.3 Visitas a locais predeterminados para validação da agricultura irrigada	38
3.6 Análises estatísticas	38
3.6.1 Avaliação foto visual de precisão dos modelos	38
3.6.2 Análise de tendência das classes de uso e cobertura do solo	39
3.6.3 Análise de transição das classes de uso e cobertura do solo	39
3.6.4 Análises de validação e correlação entre os dados estimados (Random Forest) e cadastro censitário de irrigantes (SEMARH)	40
3.7 Variação sazonal na precipitação	40
4. RESULTADOS	42
4.1 Área irrigada e número de irrigantes a partir de cadastro censitário (Dados SEMARH)	42
4.2 Validação dos modelos de classificação de uso e cobertura do solo	44
4.2.1 Validação MapBiomas	44

4.2.2 Validação Random Forest	45
4.2.2.1 Validação baseada em análise foto-visual	45
4.2.2.2 Validação in loco da acurácia do modelo Random Forest para a classificação da agricultura irrigada.....	47
4.2.2.3 Validação e correlação entre os dados estimados (Random Forest) e cadastro censitário de irrigantes (SEMARH)	53
4.2.2.4 Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI).....	56
4.3 Análise de uso e cobertura do solo (MapBiomas).....	59
4.4 Análise temporal e espacial das áreas irrigadas (Random Forest)	71
4.5 Variações sazonais de precipitação: Comparação entre períodos chuvosos e secos	81
4.6 Percepção dos produtores em relação à expansão da agricultura irrigada na região	90
5. DISCUSSÃO	96
5.1 Desempenho dos diferentes métodos de classificação de uso e cobertura do solo	96
5.1.1 Mapbiomas.....	96
5.1.2 Random Forest	98
5.2 Desenvolvimento da agricultura irrigada na região beneficiada pelo Canal do Sertão	101
CONCLUSÃO	105
REFERÊNCIAS	106

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Fluxo de processamento e uso de dados geoespaciais na plataforma Google Earth Engine (GEE).	23
Figura 2. Fluxograma do processo de classificação de uso e cobertura do solo (LULC) utilizando o modelo Random Forest.	26
Figura 3. Mapa de Localização e Hipsometria e classificação de solos dos trechos I, II, III e IV do Canal do Sertão que compõem a área de estudo no interior do estado de Alagoas, região Nordeste do Brasil. Linha azul – trechos do canal construídos, linha vermelha – trechos a serem construídos. Fonte dados de solo: mapas de solos do Brasil (EMBRAPA), escala 1:5.000.000.	30
Figura 4. Parte do Canal do Sertão já construído no município de São José da Tapera (Ano: 2023). Fonte: Autores.	31
Figura 5. Fluxograma metodológico do estudo, detalhando as etapas de coleta, processamento e validação dos dados de uso e cobertura do solo (LULC).	33
Figura 6. Número anual de solicitações de outorga para o Canal do Sertão.	42
Figura 7. Distribuição do Tamanho das Áreas irrigadas (ha) com registro de autorização de uso da água do Canal do Sertão.	43
Figura 8. Distribuição Geográfica dos Pontos de Captação de Água e Vazão Autorizada.	44
Figura 9. Avaliação da performance do modelo Random Forest com base na precisão, recall e F1-score para os anos de 2016 a 2022.	45
Figura 10. Avaliação da performance do modelo Random Forest com base na precisão, recall e F1-score no período chuvoso e seco no ano de 2021.	47
Figura 11. Validação de campo de áreas de agricultura irrigada de acordo com o modelo Random Forest e comparação com LULC do MapBiomias para a mesma área em 2021. (A) LULC Random Forest 2021. (B) Área de pastagem irrigada identificada em visitas de campo. (C) Área de melancia irrigada identificada em visitas de campo. (D) Área de milho irrigado identificada em visitas de campo. (E) Área de feijão irrigado identificada em visitas de campo. (F) LULC MapBiomias 2021.	48
Figura 12. Validação de campo das áreas de agricultura irrigada segundo o modelo Random Forest. (A) LULC Random Forest 2021. (B) Área de pastagem irrigada identificada em visitas de campo. (C) Área de limão irrigado identificada em visitas de campo. (D) Área de mandioca irrigada identificada em visitas de campo.	50
Figura 13. Validação de campo das áreas de agricultura irrigada segundo o modelo Random Forest. (A) LULC Random Forest 2022. (B) Área de pastagem irrigada identificada em visitas de campo. (C) Área de milho irrigado identificada em visitas de campo. (D) Área de pastagem irrigada identificada em visitas de campo.	51
Figura 14. Validação de campo das áreas de agricultura irrigada segundo o modelo Random Forest. (A) LULC Random Forest 2021. (B) Área de pastagem de sequeiro identificada em visitas de campo. (C) Área de várzea identificada em visitas de campo. O quadrado preto tracejado destaca a principal área de interesse dentro da região da planície de inundação, onde a umidade do solo se acumula e a vegetação permanece verde durante a estação seca. (D) Área de pastagem de sequeiro identificada em visitas de campo.	52
Figura 15. Classificação dos erros e acertos dos modelos Random Forest e MapBiomias com base em visitas de campo a pontos de agricultura irrigada e de sequeiro.	53

Figura 16. Correlação entre os valores observados de agricultura irrigada (ha) fornecidos pela SEMARH e os valores estimados pelo modelo Random Forest nas áreas beneficiadas pelo Canal do Sertão.....	54
Figura 17. Segmentação e análise de correlação das áreas irrigadas ao longo do Canal do Sertão, com comparação entre os dados censitários da SEMARH e as estimativas do modelo Random Forest.....	55
Figura 18. Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) para os quatros trechos do canal entre 2016 a 2022.....	57
Figura 19. Boxplots de variações anuais do NDVI para diferentes classes de uso e cobertura do solo (água, floresta, agricultura, área não vegetada e pastagem) no período de 2016 a 2022 nas áreas beneficiadas pelo Canal do Sertão.	58
Figura 20. Mapa de uso e cobertura do solo (LULC) para o trecho I do Canal do Sertão: Área Circundante num raio de 5 km para cada lado das margens do canal.	59
Figura 21. Tendências temporais e análise de Mann-Kendall para classes de uso e cobertura do solo em hectares no trecho I do Canal do Sertão (2006-2022).....	60
Figura 22. Transição de classes de uso e cobertura do solo - Trecho I.....	61
Figura 23. Mapa de uso e cobertura do solo (LULC) para o trecho II do Canal do Sertão: Área Circundante num raio de 5 km para cada lado das margens do canal.	62
Figura 24. Tendências temporais e análise de Mann-Kendall para classes de uso e cobertura do solo em hectares no trecho II do Canal do Sertão (2006-2022).	63
Figura 25. Transição de classes de uso e cobertura do solo - Trecho III.	64
Figura 26. Mapa de uso e cobertura do solo (LULC) para o trecho III do Canal do Sertão: Área Circundante num raio de 5 km para cada lado das margens do canal.	65
Figura 27. Tendências temporais e análise de Mann-Kendall para classes de uso e cobertura do solo em hectares no trecho III do Canal do Sertão (2006-2022).	66
Figura 28. Transição de classes de uso e cobertura do solo - Trecho III.	67
Figura 29. Mapa de uso e cobertura do solo (LULC) para o trecho IV do Canal do Sertão: Área Circundante num raio de 5 km para cada lado das margens do canal.	68
Figura 30. Tendências temporais e análise de Mann-Kendall para classes de uso e cobertura do solo em hectares no trecho IV do Canal do Sertão (2006-2022).	69
Figura 31. Transição de classes de uso e cobertura do solo - Trecho IV.....	70
Figura 32. Comparação entres os mapas LULC do MapBiomias e Random Forest para os anos de 2016 e 2021 do trecho I do Canal do Sertão.....	71
Figura 33. Mapa de Uso e Cobertura da Terra (LULC) gerado pelo modelo Random Forest para o Trecho I do Canal do Sertão: Área Circundante num Raio de 5 km das Margens.....	72
Figura 34. Tendências Temporais e Análise de Mann-Kendall para Classes de Uso e Cobertura do Solo em Hectares gerado pelo modelo Random Forest no Trecho I do Canal do Sertão (2016-2022).	73
Figura 35. Mapa de Uso e Cobertura da Terra (LULC) gerado pelo modelo Random Forest para o Trecho II do Canal do Sertão: Área Circundante num Raio de 5 km das Margens.	74
Figura 36. Tendências Temporais e Análise de Mann-Kendall para Classes de Uso e Cobertura do Solo em Hectares gerado pelo modelo Random Forest no Trecho II do Canal do Sertão (2016-2022).	75
Figura 37. Mapa de Uso e Cobertura da Terra (LULC) gerado pelo modelo Random Forest para o Trecho III do Canal do Sertão: Área Circundante num Raio de 5 km das Margens.	76

Figura 38. Tendências Temporais e Análise de Mann-Kendall para Classes de Uso e Cobertura do Solo em Hectares gerado pelo modelo Random Forest no Trecho III do Canal do Sertão (2016-2022).	77
Figura 39. Mapa de Uso e Cobertura da Terra (LULC) gerado pelo modelo Random Forest para o Trecho IV do Canal do Sertão: Área Circundante num Raio de 5 km das Margens.	78
Figura 40. Tendências Temporais e Análise de Mann-Kendall para Classes de Uso e Cobertura do Solo em Hectares gerado pelo modelo Random Forest no Trecho IV do Canal do Sertão (2016-2022).	79
Figura 41. Tendência Temporal e Análise de Mann-Kendall para a classe de agricultura em Hectares gerado pelo modelo Random Forest para todos os quatro trechos do Canal do Sertão (2016-2022).	80
Figura 42. Tendência Temporal e Análise de Mann-Kendall para a classe de agricultura em Hectares gerado pelo modelo Random Forest num raio de 2 km para cada lado de todos os quatro trechos do Canal do Sertão (2016-2022).	81
Figura 43. Mapas de precipitação acumulada anual do modelo TerraClimate para o estado de Alagoas entre os anos de 2016 e 2022.	83
Figura 44. Mapas de uso e cobertura do solo do modelo Random Forest para o período chuvoso e seco de 2021 nos quatro trechos do Canal do Sertão.	85
Figura 45. Mapas de comparação contrastante entre o período chuvoso e seco em uma pequena área do município de Delmiro Gouveia próximo ao Canal do Sertão no ano de 2021.	87
Figura 46. Área total de cada classe LULC em hectares para o período chuvoso e seco.	88
Figura 47. Área total de cada classe LULC em hectares num raio de 2 km para cada lado da margem dos quatro trechos do Canal do Sertão para o período chuvoso e seco do ano de 2021.	89
Figura 48. Mapas LULC do trecho I do Canal do Sertão e precipitação mensal do período seco para dois anos contrastantes de precipitação (2016 – 2022).	90
Figura 49. Distribuição das respostas dos produtores entrevistados nas áreas beneficiadas pelo Canal do Sertão, quanto ao tempo que trabalha com agricultura.	91
Figura 50. Tamanho das propriedades dos entrevistados nas áreas beneficiadas pelo Canal do Sertão.	91
Figura 51. Principais Culturas Cultivadas nas propriedades visitadas ao longo do Canal do Sertão.	92
Figura 52. Distribuição das respostas dos produtores entrevistados nas áreas beneficiadas pelo Canal do Sertão quanto ao tamanho das áreas irrigadas (ha) vs os dados de áreas irrigadas dos produtores cadastrados pela SEMARH.	93
Figura 53. Distribuição das respostas dos produtores entrevistados nas áreas beneficiadas pelo Canal do Sertão, quanto aos sistemas de irrigação utilizados nas suas propriedades.	94
Figura 54. Distribuição das respostas dos produtores entrevistados nas áreas beneficiadas pelo Canal do Sertão, quanto as expectativas para o futuro da sua agricultura.	95

1. INTRODUÇÃO

A região semiárida do Brasil, que abrange parte do Estado de Alagoas, ocupa cerca de 10% do território nacional e é uma das mais populosas do mundo, com mais de 27 milhões de habitantes (Medeiros et al., 2023). Apesar da elevada densidade populacional, a área enfrenta desafios de desenvolvimento e baixos indicadores socioeconômicos (IBGE). A sua economia é baseada principalmente na atividade agropecuária que apresenta baixos índices produtivos devido às condições climáticas adversas (Carvalho et al., 2022). Com o objetivo de promover o desenvolvimento socioeconômico da região, foi planejada a construção do Canal do Sertão Alagoano, um canal adutor de água. A obra visa abastecer as comunidades locais para múltiplos usos, sendo que 75% da água será destinada à agricultura irrigada, promovendo a geração de alimentos, renda, empregos e desenvolvimento socioeconômico. Em 2025, aproximadamente metade dos 250 km de extensão planejada do canal foi construído e está em funcionamento. Entretanto, não há informações sobre a influência da construção do canal na expansão da área agrícola nas regiões já beneficiadas por esta obra hidráulica.

Um dos principais desafios no gerenciamento dos recursos e na avaliação dos benefícios do Canal do Sertão é a falta de informações sobre os impactos gerados desde a entrega do primeiro trecho, visto que o governo não realiza um monitoramento da expansão da área irrigada. A SEMARH disponibiliza um banco de dados com os irrigantes cadastrados para utilizar a água do canal, porém esse cadastro foi realizado de forma censitária, com adesão voluntária dos produtores. Dessa forma, o número real de irrigantes e a área efetivamente irrigada podem divergir dos dados disponibilizados. Além disso, cadastros censitários como esse geralmente quantificam o tamanho das áreas e o número de irrigantes, mas não oferecem uma representação espacial da localização dessas áreas, uma lacuna que pode ser suprida pelo sensoriamento remoto.

Obras hídricas, como o Canal do Sertão, têm o potencial de transformar o uso e a ocupação do solo, promovendo a expansão da área irrigada e alterando significativamente a paisagem regional (Halder et al., 2023; Knauer et al., 2017; Traoré et al., 2019). Essas mudanças podem ser monitoradas por meio de análises geoespaciais, que oferecem informações para a gestão dos recursos naturais e a expansão agrícola sustentável em regiões sujeitas a variações hídricas intensas (Dangui; Jia, 2022). O monitoramento eficiente é facilitado com o uso de tecnologias modernas, como o Google Earth Engine (GEE), que possibilita análises de grandes volumes de dados geoespaciais em um único ambiente em nuvem, possibilitando a utilização de imagens de satélite de diferentes fontes (Zhao et al., 2021). Essa plataforma permite análises

espaciais e temporais rápidas, o que é fundamental para identificar áreas de expansão agrícola e mudanças no uso da terra em regiões beneficiadas por obras hídricas (Magidi et al., 2021; Ragettli et al., 2018; Gumma et al., 2020).

Além das imagens de satélite, técnicas de aprendizado de máquina como o modelo Random Forest, têm se mostrado eficazes na classificação de áreas agrícolas (Deines et al., 2019; Magidi et al., 2021). O Random Forest se destaca por sua robustez e capacidade de classificar áreas irrigadas com alta precisão, mesmo em regiões tropicais e em cenários com grande diversidade de cultivos (Phalke et al., 2020). Para realizar esse tipo de estudo com precisão, é necessário conhecer bem a área em análise ou ter acesso a dados pré-existentes que auxiliem na identificação das culturas presentes no local (Traoré et al., 2019). Isso permite uma melhor calibração dos modelos de classificação, pois sem esse conhecimento da área, o processo de classificação torna-se mais difícil.

Estudos realizados em outras regiões semiáridas, como o distrito administrativo de Plateau Central, em Burkina Faso, mostraram que em 28 anos houve um aumento de 54% na área irrigada em torno de reservatórios, impulsionado por melhorias no acesso à água (Traoré et al., 2019). Já em Bengala Ocidental, na Índia, a construção de uma infraestrutura hídrica resultou em uma expansão agrícola de 154% em 26 anos, evidenciando o impacto socioeconômico significativo das obras hídricas (Halder et al., 2023). Knauer et al. (2017) observaram que a construção de uma barragem teve um impacto significativo no desenvolvimento da agricultura irrigada em seu entorno, resultando em um crescimento de 300% em 14 anos. Esses resultados indicam que o fornecimento de água por meio de obras hídricas de diferentes portes tem um impacto positivo no desenvolvimento de áreas irrigadas em uma região.

A construção do Canal do Sertão representa uma oportunidade para a transformação agrícola, com o desenvolvimento da agricultura irrigada, e consequentemente o desenvolvimento econômico do semiárido alagoano. No entanto, apesar de seu potencial, ainda existem falta de informações sobre a evolução das áreas agrícolas beneficiadas. Diante desse contexto, o objetivo deste trabalho é avaliar as mudanças ocorridas na agricultura irrigada com base no uso e cobertura do solo nas áreas já beneficiadas pela construção do canal.

Objetivos específicos

- Analisar a dinâmica da área de agricultura irrigada ao longo do percurso do Canal do Sertão.
- Delimitar a área de influência do Canal do Sertão na agricultura irrigada.
- Comparar o uso e cobertura do solo (LULC) por meio dos dados do MapBiomas (média anual com resolução de 30 metros) e dos dados gerados pelo modelo Random Forest (resolução de 10 metros) para parte do período seco da região (outubro a dezembro).
- Investigar a percepção dos produtores locais sobre os impactos do Canal do Sertão na agricultura regional.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Impacto da construção de perímetros irrigados na ocupação dos solos

As alterações no uso e cobertura do solo, em especial o aumento das áreas destinadas à agricultura e pastagem, são notáveis em regiões do Nordeste do Brasil (Silva et al., 2024; Jardim et al., 2022). Essas mudanças são impulsionadas por medidas governamentais voltadas ao desenvolvimento econômico regional, incluindo políticas de irrigação, como a construção de perímetros irrigados, e outros incentivos para modernização da agricultura (SOUSA et al., 2021).

Diante disto, a implementação de sistemas de irrigação, sobretudo em grandes perímetros irrigados, acarreta alterações no uso e cobertura do solo, possibilitando o cultivo em regiões desertificadas ou sem potencial natural para a agricultura (Halder et al., 2023; Liaqat et al., 2021; Su et al., 2023; Knauer et al., 2017; Traoré et al., 2019). Através do abastecimento de água esses perímetros podem contribuir significativamente para a economia regional, impulsionando o aumento da produção agrícola, a criação de empregos e investimentos locais (Abdoulkarimou; Mahamadou, 2023).

O abastecimento de água torna-se uma questão crucial para comunidades que enfrentam a escassez desse recurso (Traoré et al., 2019), especialmente em regiões propensas a condições climáticas extremas, como o semiárido brasileiro (Marengo et al., 2017). A dependência de reservatórios para suprir as necessidades hídricas dessas comunidades destaca a importância de gestão eficiente dos perímetros irrigados para um bom desenvolvimento agrícola na região (Kumar et al., 2018).

Estudos que avaliaram as mudanças LULC em torno de reservatórios de águas observaram aumentos significativos da irrigação e desenvolvimento da agricultura na região (Halder et al., 2023; Kumar et al., 2018; Knauer et al., 2017), como Traoré et al. (2019) que quantificou as mudanças LULC em uma área beneficiada por um reservatório de água, e observou um aumento de 54% da área irrigada na região em torno do reservatório entre 1987 e 2015. Além desse aumento da agricultura irrigada, como consequência, houve também uma diminuição da área de solo exposto. Halder et al. (2023), avaliando mudanças LULC em áreas beneficiadas pelo reservatório Shali, na Índia, observou um aumento de 154% de terras agrícolas, e uma diminuição de terras classificadas como áridas, após a construção do reservatório. Kumar et al. (2018) destacam o aumento das áreas irrigadas em regiões beneficiadas por um canal de água na Índia, em um estudo que avaliou essas mudanças ao longo duas décadas. Em 1991, as áreas irrigadas com água do canal representavam 35,2% da área total. Esse percentual aumentou para 49,7% em 2011, correspondendo a um acréscimo de

14,5%. Os autores destacaram a importância do monitoramento das áreas irrigadas e a necessidade de políticas de gerenciamentos adequados do uso da água.

Regiões com características climáticas e geográficas desfavoráveis geralmente apresentam uma agricultura com número limitado de culturas. No entanto, observa-se uma diversificação dessas culturas após a construção de obras hídricas, as quais impulsionam o desenvolvimento da agricultura irrigada e intensificam a produtividade agrícola (Halder et al., 2023). Traoré et al. (2019) observaram que o aumento da área irrigada ocorreu em áreas já cultivadas em condições de sequeiro, e em áreas úmidas e de solo exposto.

2.2 Investigações sobre mudanças de uso e ocupação do solo

2.2.1 Imagens de satélite utilizadas em investigações de LULC

Antes mesmo do lançamento dos primeiros satélites, pesquisadores já utilizavam imagens aéreas para avaliar o uso e ocupação do solo de uma determinada região. Era utilizado fotografias tiradas por máquinas fotográficas acopladas a veículos que sobrevoavam a área de interesse (Bragg; Tatschl, 1977; Turner; Ruscher, 1988). O uso de satélites orbitais mudou a forma de monitoramento do planeta, trazendo a possibilidade de monitoramento contínuo e cobrindo desde pequenas áreas até o globo inteiro (Ozdogan et al., 2010; Thenkabail et al., 2009).

O lançamento de novos satélites amplia a variedade de sensores espaciais disponíveis para estudos da Terra, com diferentes resoluções espaciais e temporais. Existem fontes de satélites gratuitas, como a série Landsat, Sentinel e MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) (Debella-Gilo; Gjertsen, 2021; Vidican et al., 2023). E existem imagens de satélites pagas, que geralmente apresentam melhor resolução espacial e temporal, como exemplo as imagens da constelação da Planet Labs (Dilmurat et al., 2024). A escolha da coleção de imagens trabalhadas vai depender dos objetivos específicos da pesquisa e as características da coleção que apresentem melhor desempenho para esses objetivos propostos (Vidican et al., 2023).

2.2.2 Processamento das imagens para investigações de LULC

Ao trabalhar com imagens brutas obtidas de satélite, é fundamental realizar correções radiométricas, geométricas e atmosféricas. Essas etapas ajustam os valores de reflectância, eliminam ruídos, alinham a imagem às coordenadas geográficas e compensam os efeitos causados por gases e partículas na atmosfera (Magidi et al., 2021; Traoré et al., 2019; Vidican et al., 2023). A falta de correção das imagens pode causar distorções nos dados, devido à

dispersão e absorção da luz na atmosfera. A ausência de correções ou a aplicação inadequada delas pode interferir nos índices de vegetação, assim como na classificação LULC e de áreas irrigadas por modelos que usam a resposta espectral, como o Random Forest (Rumora et al., 2020). Atualmente, é comum que as imagens já sejam disponibilizadas pré-processadas em coleções prontas para uso, dispensando a necessidade de algumas dessas correções (Zurqani et al., 2021). No entanto, o processamento relacionado às nuvens continua sendo essencial. Nesse caso, as imagens podem ser mascaradas para excluir pixels afetados por nuvens e suas sombras, ou podem ser aplicados filtros para selecionar aquelas com o menor percentual de cobertura por nuvens possível (Xie et al., 2019).

2.2.3 Google Earth Engine GEE

O Google Earth Engine (GEE) é uma plataforma de computação em nuvem que facilitou o acesso a grandes conjuntos de dados e permite a análise rápida e eficiente de informações geoespaciais em comparação com métodos tradicionais (Zhao et al., 2021). A GEE armazena dados completos de satélites como Landsat, Sentinel e MODIS, além de outros conjuntos de dados, o que possibilita a classificação e o cálculo do uso e cobertura do solo, bem como a identificação de classes específicas, como áreas de agricultura irrigada, em diferentes regiões do planeta (Magidi et al., 2021; Xie et al., 2019b; Zhang et al., 2022; Zurqani et al., 2021).

A GEE facilita a análise de longas séries históricas de dados por meio de processamento em nuvem, oferecendo suporte para pesquisas relacionadas ao monitoramento agrícola (Figura 1) (Ragettli et al., 2018). Tecnologias como a GEE criaram oportunidades inéditas para o monitoramento da agricultura irrigada, superando limitações como a necessidade de elevado poder de processamento e grandes espaços de armazenamento para dados espaciais, cujo processamento poderia levar meses (Deines et al., 2019). Esses fatores, juntamente com o alto custo, dificultavam o desenvolvimento de pesquisas voltadas ao monitoramento da agricultura irrigada ao longo de séries temporais em grandes áreas.



Figura 1. Fluxo de processamento e uso de dados geoespaciais na plataforma Google Earth Engine (GEE).

A GEE possibilita a realização de diferentes análises em um único ambiente, utilizando dados provenientes de diversos sensores. Essas ferramentas permitem preencher lacunas em séries temporais, seja devido à presença de nuvens ou à ausência de imagens em determinados períodos (Ragettli et al., 2018). Além disso, o GEE facilita o acesso a índices de vegetação (Fertas et al., 2024; Magidi et al., 2021), análises baseadas em *Machine Learning* (Ketchum et al., 2020) com modelos populares como Random Forest (Deines et al., 2019; Magidi et al., 2021), e a integração de dados climáticos e de solo. Todas essas ferramentas contribuem significativamente para a classificação e o monitoramento da agricultura irrigada. A GEE também permite o processamento e o empilhamento de dados em cubos, que podem ser utilizados em técnicas mais avançadas, como algoritmos de *deep learning*, em outros programas especializados (Mpakairi et al., 2023).

O modelo Random Forest é amplamente utilizado na GEE. Magidi et al. (2021) aplicaram esse modelo para classificar áreas irrigadas, utilizando dados pré-existent de áreas cultivadas, o que resultou em uma precisão de 88%. Já Ragettli et al. (2018) desenvolveram um algoritmo no GEE capaz de mapear áreas irrigadas na Ásia Central, alcançando uma precisão geral entre 87% e 89%. O modelo demonstrou um bom desempenho mesmo sem a necessidade de dados de referência sobre terras agrícolas, evidenciando sua capacidade de classificação em cenários com ausência de informações prévias confiáveis.

2.2.4 Mapbiomas para levantar áreas agrícolas

O MapBiomas é uma iniciativa brasileira não governamental criada com o objetivo de fornecer dados sobre o uso e a cobertura do solo em todo o território nacional (Neves et al., 2020). Atualmente, a plataforma também disponibiliza informações sobre queimadas, corpos hídricos, solos, degradação, mineração e irrigação, ampliando continuamente os produtos oferecidos por meio de sensoriamento remoto (Silva et al., 2024; Ferreira et al., 2024; Scheibel et al., 2024). Além disso, a área de cobertura das análises foi expandida e, hoje, abrange não apenas o Brasil, mas também outros países da América do Sul.

Além dos dados de LULC, o MapBiomas disponibiliza um conjunto de dados de mapeamento de áreas irrigadas, desenvolvido com base em técnicas de segmentação de imagens e redes neurais. Esses dados são especialmente eficazes na identificação de áreas irrigadas por pivôs centrais, devido ao formato característico dessas estruturas, que facilita sua identificação (Ferreira et al., 2024). Essa base de dados tem sido utilizada em pesquisas voltadas à análise de pivôs centrais, principalmente nos estados de Minas Gerais, Goiás, São Paulo e Bahia (Sano et al., 2024). Ferreiras et al. (2024) conseguiram constatar um crescimento de 99,4% das áreas irrigadas por pivôs no Noroeste de Minas Gerais, usando dados do MapBiomas.

Além disso, há estudos que integram os dados do MapBiomas com outras fontes de informação para identificar áreas agrícolas específicas. Um exemplo é a identificação de áreas de cultivo de arroz irrigado por inundação, realizada por meio da associação de dados de relevo favorável a esse tipo de cultivo, como terras baixas em solos aluviais ribeirinhos, com áreas classificadas como agricultura no MapBiomas, em regiões onde essa prática agrícola é conhecida (Martins et al., 2023).

Os demais sistemas de irrigação apresentam maior dificuldade de classificação. Isso ocorre porque a identificação de áreas irrigadas é desafiadora, devido à natureza dinâmica dessas áreas, às variações regionais e à ampla diversidade de culturas agrícolas (Deines et al., 2019; Ozdogan et al., 2010). No caso da cultura da cana-de-açúcar, os dados do MapBiomas apresentaram uma alta correspondência com as informações de áreas de cultivo fornecidas pela indústria em estados da porção centro-sul do Brasil, atingindo uma concordância de 84,7% entre os dados reais e os estimados pelo MapBiomas (Guarenghi et al., 2023).

Embora os dados principais de uso e cobertura do solo (LULC) do MapBiomas não façam distinção entre agricultura irrigada e de sequeiro, é possível identificar áreas irrigadas quando se tem um conhecimento aprofundado sobre a região analisada (Martins et al., 2023). Jardim et al. (2022) utilizaram os dados LULC do MapBiomas no município de Petrolina, onde os autores sabiam que há uma predominância de perímetros irrigados voltados principalmente

para a fruticultura, e essa característica foi confirmada por meio da evapotranspiração estimada pelo modelo SEBAL e pela análise de índices de vegetação.

2.2.5 Random Forest para levantar áreas agrícolas

Técnicas muito comuns no monitoramento de áreas agrícolas são as classificações supervisionadas ou não supervisionadas (Magidi et al., 2021; Ozdogan et al., 2010; Ragettli et al., 2018). Processos de classificação com aprendizado de máquinas como o Random Forest, apresentam bom desempenho e alta precisão na classificação (Gumma et al., 2020; Ok et al., 2012; Phalke et al., 2020). O Random Forest é um dos classificadores mais robustos, podendo ser programado com diferentes árvores de decisão, ajustadas para conseguir o melhor desempenho do modelo. Essa técnica pode ser utilizada para identificação de áreas irrigadas e identificação de culturas (Magidi et al., 2021).

Um único modelo Random Forest, bem desenvolvido e calibrado, é capaz de classificar com bom desempenho áreas irrigadas em regiões de grande gradiente climático (Deines et al., 2019). Além das imagens de satélite, outras variáveis auxiliares, como índices de vegetação e modelos digitais de elevação, podem ser integradas ao modelo (Phalke et al., 2020). Porém, existem problemas que afetam o desempenho da classificação, como regiões tropicais com alta nebulosidade, umidade elevada, áreas agrícolas pequenas, grandes variedades de culturas e sistemas de irrigação (Deines et al., 2019). As principais etapas e desafios na utilização do modelo Random Forest podem ser vistos na Figura 2.

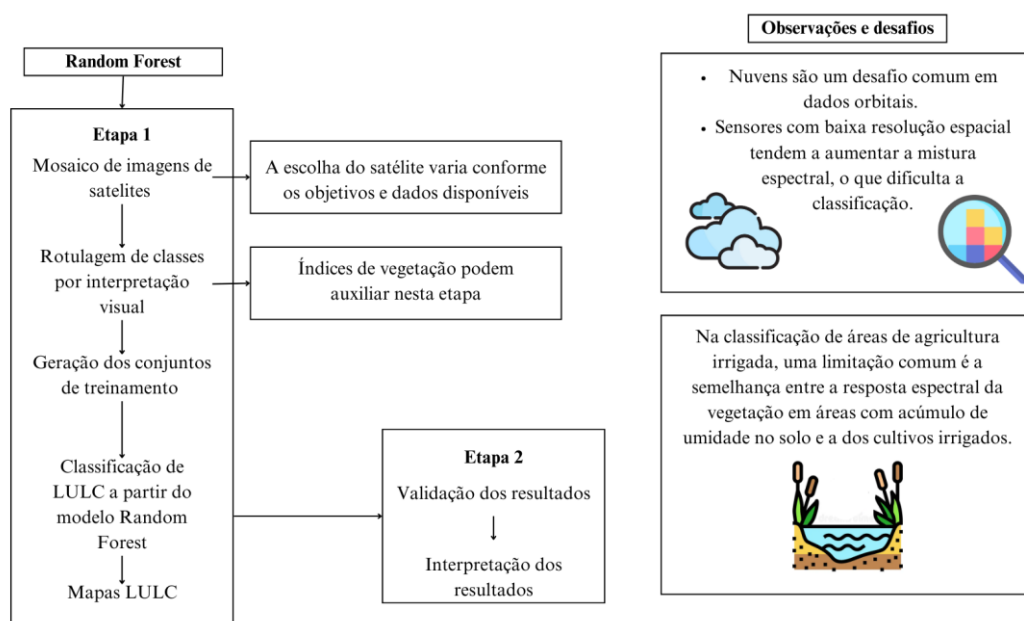


Figura 2. Fluxograma do processo de classificação de uso e cobertura do solo (LULC) utilizando o modelo Random Forest.

O acesso a grandes volumes de dados de satélites em plataformas de processamento em nuvem, como a GEE, contribui para diminuir esses desafios, pois as análises se tornam mais rápidas, e a grande quantidade de dados disponíveis permite cobrir extensas áreas (Phalke et al., 2020; Vogels et al., 2019; Zurqani et al., 2021). Além disso, o uso de técnicas avançadas, como redes neurais, integrado a modelos de Random Forest, pode oferecer resultados mais precisos na classificação da agricultura irrigada (Debella-Gilo; Gjertsen, 2021; Mpakairi et al., 2023).

2.2.6 Análises focadas em agricultura irrigada

Mapas de áreas irrigadas em diferentes escalas, desde regionais até globais, são frequentemente produzidos com base em dados de satélite (Ambika et al., 2016; Biradar et al., 2009; Thenkabail et al., 2009). No entanto, a classificação de áreas irrigadas a partir de imagens de satélite é um processo complexo, que exige conhecimento prévio sobre a localização e o período em que a irrigação ocorre em uma determinada região (Ozdogan et al., 2010). Esse conhecimento prévio é essencial para facilitar a identificação das áreas irrigadas. Posteriormente, é necessário adotar uma abordagem para distinguir a agricultura irrigada das demais classes de uso e cobertura do solo (Traoré et al., 2019). Entre as principais ferramentas utilizadas nesse processo, destacam-se os índices de vegetação, que desempenham um papel

fundamental na classificação das áreas agrícolas irrigadas (Magidi et al., 2021; Vidican et al., 2023).

Os índices de vegetação são amplamente utilizados para diversas finalidades, incluindo a classificação de áreas agrícolas e a diferenciação entre tipos de culturas (Traoré et al., 2019; Vidican et al., 2023). Os índices mais tradicionais baseiam-se nas bandas do espectro visível (vermelho, verde e azul) e do infravermelho próximo, sendo frequentemente aplicados em pesquisas voltadas para a agricultura irrigada (Magidi et al., 2021; Phalke et al., 2020). Entre eles, o NDVI destaca-se como um dos principais índices utilizados para diferenciar cultivos irrigados de cultivos de sequeiro (Ambika et al., 2016).

A maioria dos estudos voltados à classificação da agricultura, seja ela irrigada ou de sequeiro, utiliza imagens de satélite (Vidican et al., 2023). Isso se deve às vantagens que essas imagens oferecem, como a capacidade de cobrir grandes áreas por longos períodos e com baixo custo. Além disso, elas permitem a identificação precisa da localização da agricultura irrigada, diferentemente dos dados governamentais, que geralmente se limitam a quantificar essas áreas em números (Ozdogan et al., 2010).

Entretanto, as imagens de satélite apresentam desvantagens conhecidas para a classificação de áreas de agricultura irrigada, como a interferência de nuvens, a confusão espectral entre áreas irrigadas e zonas úmidas, além da dificuldade em identificar pequenas áreas irrigadas (Deines et al., 2019; Ozdogan et al., 2010). O avanço e o maior desenvolvimento de pesquisas científicas focadas em diferentes culturas podem contribuir para aumentar a precisão na classificação de um número mais amplo de culturas. Atualmente, culturas como milho, trigo e soja apresentam alta precisão em sua classificação por sensoriamento remoto, principalmente devido ao maior volume de pesquisas realizadas sobre essas culturas (Vidican et al., 2023).

No início, os primeiros trabalhos de identificação de áreas irrigadas por meio de sensoriamento remoto eram realizados de forma manual, com a análise visual das imagens para identificar os padrões dessa classe de uso do solo (Heller; Johnson, 1979; Huston; Titus, 1975; Kolm; Case, 1984; Thiruvengadachari, 1981). Embora demandem maior esforço, essas técnicas manuais apresentam alta precisão, devido à grande capacidade humana de reconhecer padrões e características específicas (Ozdogan et al., 2010). Por outro lado, os modelos de aprendizado de máquina oferecem a vantagem de um processamento mais rápido, também alcançando alto desempenho (Gumma et al., 2020; Ok et al., 2012; Zurqani et al., 2021). Esses modelos são treinados para aprender os padrões de resposta espectral, diferenciando as áreas de cultivo irrigado dos demais tipos de uso do solo (Magidi et al., 2021; Ozdogan et al., 2010).

As tecnologias de classificação de áreas irrigadas têm avançado continuamente, como pode ser observado ao comparar os estudos pioneiros (Heller; Johnson, 1979; Huston; Titus, 1975; Kolm; Case, 1984; Thiruvengadachari, 1981) com os mais recentes (Deines et al., 2019; Magidi et al., 2021; Traoré et al., 2019). As técnicas de *deep learning* são um exemplo significativo desse progresso, utilizando redes neurais complexas treinadas para avaliar padrões de forma, textura, cor e outros parâmetros, alcançando um desempenho de classificação superior ao das abordagens tradicionais de aprendizado de máquina (Debella-Gilo; Gjertsen, 2021; Mpakairi et al., 2023).

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Caracterização da área de estudo

A pesquisa analisou as mudanças de LULC em uma área de 1.154 km² (115.493 ha) que já é beneficiada pelo Canal do Sertão Alagoano na Mesorregião do Sertão Alagoano (Figura 3), entre os municípios de Delmiro Gouveia e São José da Tapera. A área corresponde a uma faixa de terra com 10 km de largura (5 km para cada lado da margem do canal) ao longo dos 123 km de canal construído. Do total de 250 km de extensão, até o momento foram construídos 4 trechos (traçado construído ilustrado na cor azul nos mapas do estado de Alagoas, Figura 3) com extensão de 123 km. Sendo que, foram analisadas as mudanças de LULC em cada trecho.

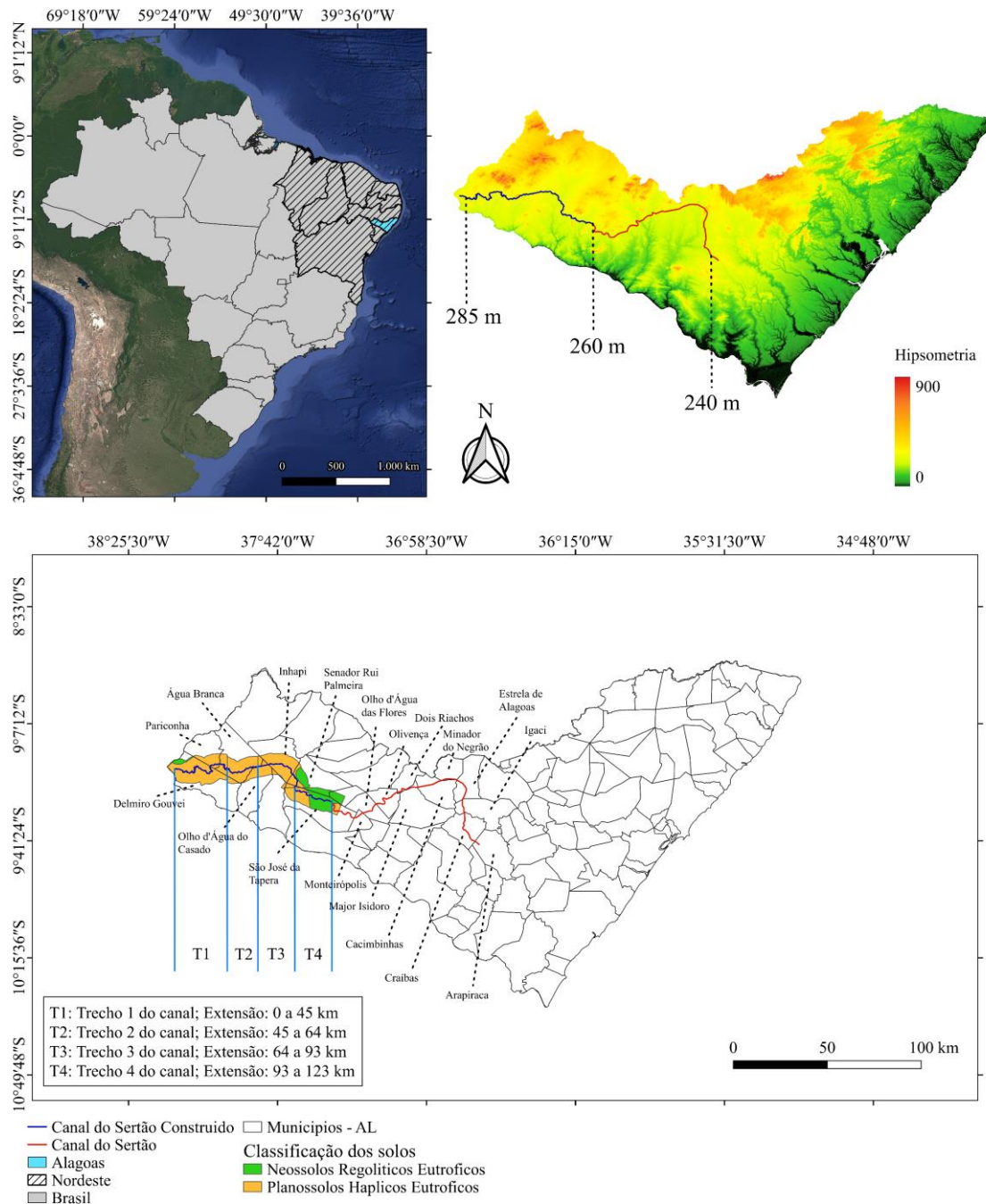


Figura 3. Mapa de Localização e Hipsometria e classificação de solos dos trechos I, II, III e IV do Canal do Sertão que compõem a área de estudo no interior do estado de Alagoas, região Nordeste do Brasil. Linha azul – trechos do canal construídos, linha vermelha – trechos a serem construídos. Fonte dados de solo: mapas de solos do Brasil (EMBRAPA), escala 1:5.000.000.

O Canal do Sertão se entenderá por 250 km, desde a captação de água no município de Delmiro Gouveia até o município de Arapiraca. A diferença de cota entre o início do canal (cota

285 m) e o seu final (cota 240 m) é de 45 m, possibilitando o transporte da água por gravidade em toda sua extensão.

As obras de construção foram iniciadas em 2002. Em 2013 foi concluído o Trecho I, correspondente aos primeiros 45 km, que se estende desde a captação em Delmiro Gouveia até Pariconha e Água Branca. O Trecho II com 19 km de extensão (entre quilômetros 45 ao 64) que passa pelas cidades de Água Branca e Olho d'Água do Casado, também foi concluído em 2013. Em 2015, foi inaugurado o Trecho III, que vai do quilômetro 64 ao 93, passando por Olho d'Água do Casado, Inhapi, Senador Rui Palmeira, chegando em São José da Tapera. O Trecho IV, inaugurado em 2021, com extensão de 30 km (i.e., do quilômetro 93 ao 123), atravessa o município de São José da Tapera.

O Canal do Sertão Alagoano tem seu sistema de captação situado no extremo oeste de Alagoas, no município de Delmiro Gouveia. A tomada d'água encontra-se no reservatório da barragem de Moxotó. A estação elevatória está a aproximadamente 252 metros de altitude. A água é bombeada para o "reservatório pulmão", a 288 metros, e, em seguida, desce por gravidade até o início do canal, situado a 286 metros. A vazão de projeto é de $32 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$, com 12 conjuntos motobombas. Porém, atualmente somente um conjunto motobomba está em funcionamento. O canal é do tipo trapezoidal, com estrutura feita em concreto (Figura 4).



Figura 4. Parte do Canal do Sertão já construído no município de São José da Tapera (Ano: 2023). Fonte: Autores

3.1.1 Condições edafoclimáticas locais

O clima é classificado, de acordo com a classificação de Köppen, como BSh, caracterizado como semiárido quente, com temperaturas médias entre 25 e 30 °C, podendo chegar até 40 °C no verão (Medeiros et al., 2023). Com base nos dados fornecidos pela estação meteorológica de Pão de Açúcar, coletados no site do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), a precipitação anual é de 852 mm, com evapotranspiração de referência de 1.802 mm ano⁻¹. O período chuvoso compreende os meses de março a agosto, com uma precipitação de 621 mm, o que corresponde a ~73% do total anual precipitado. A região apresenta grande deficiência de chuvas tanto no verão quanto no inverno, resultando em excedente hídrico nulo. Durante o verão, a evapotranspiração potencial (ETP) atinge 717,88 mm, representando 40% do total.

Historicamente, a região enfrenta secas prolongadas. A seca observada entre os anos de 2012 e 2017, por exemplo, foi classificada como uma das mais severas já enfrentadas no Nordeste do Brasil, trazendo muitos impactos à população local, cuja principal atividade desenvolvida é a agricultura e pecuária. Diante desse cenário, surge a construção do Canal do Sertão, idealizado como uma solução para disponibilizar água à região, contribuindo para o desenvolvimento da agricultura e, consequentemente, o progresso econômico e social.

O solo predominante nas áreas beneficiadas pelo canal do sertão, nos trechos já construídos, é o Planossolo Haplico Eutroficos, sendo possível observar manchas de Neossolos Regolíticos Eutroficos, em especial no quarto trecho do canal (Figura 3). Essa classificação dos solos foi baseada no mapa de solos do Brasil da EMBRAPA, que possui uma escala de 1:5.000.000. Embora essa resolução seja baixa e represente os solos do país de forma generalizada, trata-se da principal fonte de dados disponível.

3.2 Obtenção dos arquivos vetoriais do canal

A Figura 5 apresenta o fluxograma metodológico deste estudo, detalhando as etapas de obtenção, processamento, análise e validação dos dados de LULC. Inicialmente, foram utilizados dados do MapBiomas e imagens Sentinel-2, seguidos por classificação supervisionada com o algoritmo Random Forest. Em seguida, as áreas classificadas foram quantificadas, validadas e analisadas estatisticamente. Também foram processados dados censitários de irrigantes fornecidos pela SEMARH, com remoção de duplicidades e geração de estatísticas. Por fim, a validação dos resultados foi realizada por meio de diferentes abordagens, incluindo inspeção visual, validação in loco com visitas a áreas agrícolas, correlação com dados censitários e análise com o índice de vegetação NDVI.

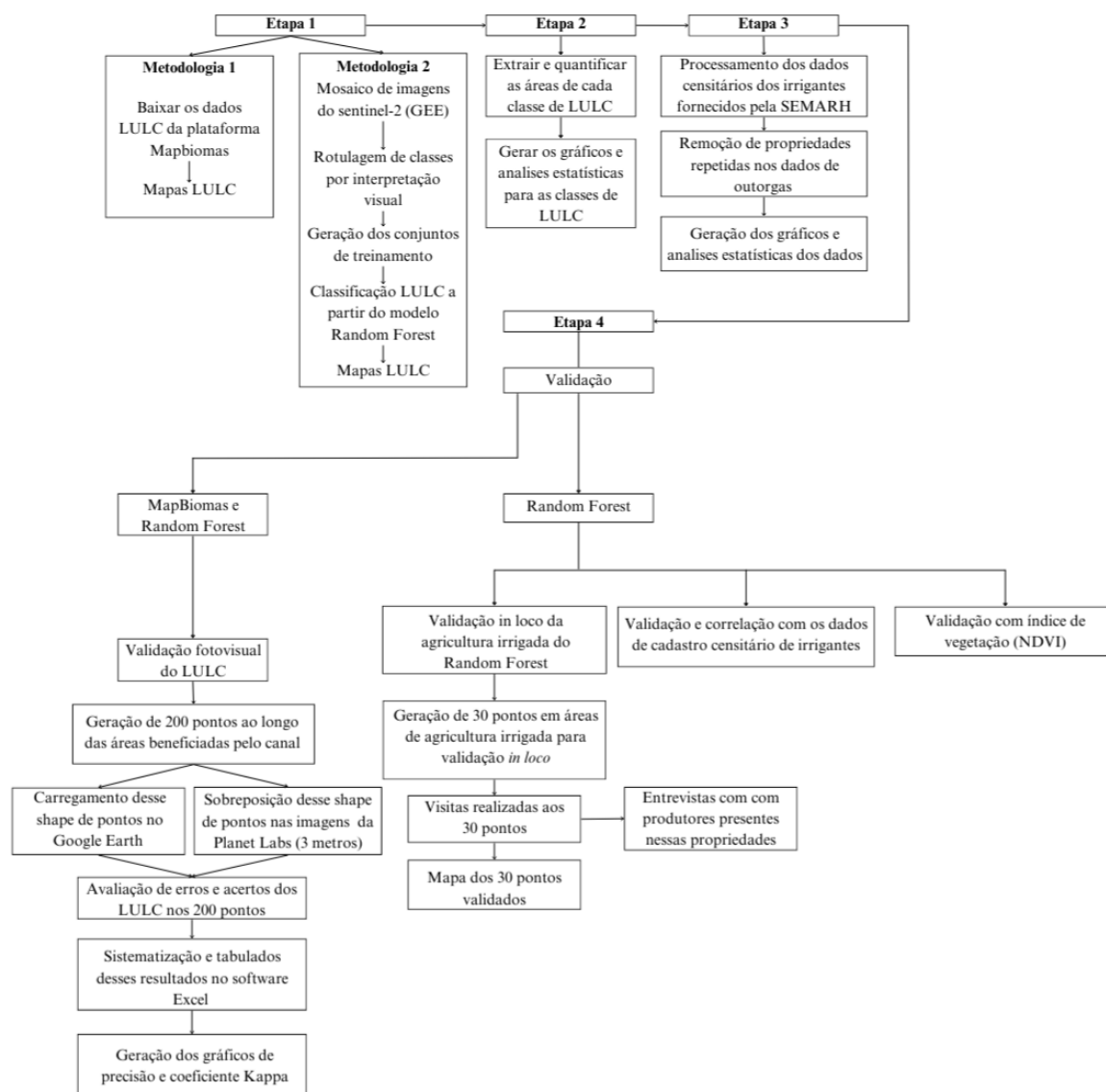


Figura 5. Fluxograma metodológico do estudo, detalhando as etapas de coleta, processamento e validação dos dados de uso e cobertura do solo (LULC).

Um shapefile de linhas foi utilizado para representar toda a extensão do trecho já construído do Canal do Sertão Alagoano, disponibilizado pelo site “Alagoas em Dados e Informações” (<https://dados.al.gov.br/>; acessado em 19 de março de 2025). Posteriormente, foram gerados arquivos individuais para cada trecho, definidos com base no traçado do canal. A delimitação da extensão dos trechos foi realizada com base em dados oficiais publicados pelo governo estadual (<https://parcerias.al.gov.br/projeto-canal-do-sertao/>; acessado em 19 de março de 2025). Utilizando o shapefile de linhas como referência, foram criados buffers com raio de 5 km em cada lado do canal utilizando a ferramenta buffer do software QGIS (versão 3.30). Essa abordagem teve como objetivo delimitar a zona de influência do canal.

3.3 Metodologias de classificação do uso e ocupação do solo (LULC)

3.3.1 LULC por Mapbiomas

Com base nos dados disponibilizados pela plataforma MapBiomas e processados na interface do GEE, foram gerados mapas de LULC para as regiões beneficiadas pelo canal do sertão. Os dados de LULC do MapBiomas são derivados de imagens dos sensores Landsat-5/TM e Landsat-8/OLI, com resolução espacial de 30 metros (Silva et al., 2024). Para este estudo, utilizou-se a Coleção 8.0 do MapBiomas Brasil, que oferece 38 classes e subclasses de uso e ocupação do solo. Foram elaborados mapas de LULC para o período de 2006 a 2022, abrangendo as classes Água, Floresta, Área Não Vegetada, Mosaico de uso, Pastagem e Agricultura.

Além da elaboração dos mapas, foi realizada a quantificação das áreas correspondentes a cada classe em hectares. Para isso, os dados espaciais dos arquivos raster foram extraídos utilizando o software QGIS, considerando os quatro trechos estudados do canal. Posteriormente, as informações foram convertidas para o formato XLSX e organizadas em tabelas, possibilitando a análise das transformações territoriais ocorridas ao longo do período avaliado.

3.3.2 LULC por Random Forest

A segunda etapa do estudo consistiu na geração de mapas de LULC utilizando o modelo de classificação Random Forest, a partir de mosaicos de imagens do satélite Sentinel-2 referentes ao período de 2016 a 2022. Foram selecionadas imagens dos meses de outubro a dezembro, meses dentro da época seca da região (i.e., agosto a fevereiro), cuja determinação baseou-se em dados climáticos de precipitação e temperatura do ar provenientes da estação meteorológica do INMET, localizada no município de Pão de Açúcar. A criação dos mosaicos foi realizada na plataforma GEE (<https://earthengine.google.com/>), empregando um script em linguagem JavaScript, e a série temporal de imagens Sentinel-2 disponíveis no banco de dados do GEE.

Para minimizar a interferência de nuvens nas imagens orbitais e identificar áreas de agricultura irrigada, foram aplicados filtros de qualidade para selecionar imagens com o menor percentual de cobertura de nuvens na área de estudo. Com isso, mosaicos foram gerados para os meses de outubro a dezembro de cada ano, abrangendo toda a extensão do canal.

A classificação supervisionada foi realizada utilizando a linguagem de programação Python, integrando bibliotecas especializadas em manipulação de dados geoespaciais e aprendizado de máquina, como *rasterio*, *geopandas*, *numpy* e *scikit-learn* (Kavzoglu; Bilucan,

2023). O processamento iniciou-se com a leitura dos mosaicos Sentinel-2 e dos shapefiles contendo as geometrias de treinamento, gerados previamente no QGIS. Os mosaicos de treinamento foram construídos com base nas características de cor, forma e textura de imagens de alta resolução do Planet Labs, com resolução espacial de 3 m. Áreas representativas de cada classe de uso e cobertura do solo foram selecionadas, identificadas por esses padrões observáveis nas imagens. Dentro dessas áreas, os polígonos foram visualmente delineados de acordo com essas mesmas características e classificados em shapefiles contendo uma coluna de identificação para diferenciar as classes (Traoré et al., 2019). A Tabela 1 mostra o número de polígonos de treinamento usados para cada classe e ano. À medida que a agricultura irrigada se expandiu ao longo dos anos após a chegada do Canal do Sertão, o número de polígonos para essa classe também aumentou, pois se tornou mais fácil identificar visualmente essas áreas. No total, sete shapefiles foram classificados, um para cada ano específico.

Tabela 1. Número de polígonos de treinamento usados para cada classe LULC no modelo Random Forest, organizados por ano (2016 a 2022).

Classe	Ano						
	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Água	11	9	9	9	9	11	12
Floresta	82	79	48	43	34	18	77
Agricultura irrigada	25	58	70	77	72	36	113
Área não vegetada	15	13	16	10	7	13	45
Pastagem natural	36	35	24	46	43	13	42

Os pixels espectrais das imagens foram extraídos com base nas geometrias dos shapefiles de treinamento, relacionando-os às classes definidas. Para treinar e avaliar o modelo, utilizou-se o método `train_test_split` da biblioteca `scikit-learn`, em que 70% das amostras foram destinadas para o treinamento (70%) e, os 30% restante, foram utilizados na fase de teste (Kavzoglu; Bilucan, 2023). Essa divisão assegurou avaliar a precisão do modelo com dados independentes do processo de aprendizado.

O modelo Random Forest foi treinado com 100 árvores de decisão e uma semente aleatória para garantir a reprodutibilidade dos resultados. Durante o treinamento, o classificador aprendeu a diferenciar as classes LULC com base nos valores espectrais das bandas dos pixels. Após o treinamento, a classificação foi aplicada à imagem completa, gerando mapas LULC supervisionados para cada ano. As classificações resultantes foram salvas em arquivos raster no formato TIFF. A performance do modelo foi avaliada por meio das métricas: precisão, recall e F1-score.

A Precisão mede a porcentagem de acertos entre as amostras que o modelo classificou como pertencentes a uma determinada classe. Ou seja, indica quantas das previsões positivas feitas pelo modelo estavam corretas. É calculada da seguinte forma:

$$\text{Precisão} = \frac{VP}{VP+FP}$$

Onde, VP (Verdadeiros Positivos) representa as amostras corretamente classificadas como pertencentes à classe. FP (Falsos Positivos) corresponde às amostras que foram incorretamente classificadas como pertencentes à classe.

O Recall mede a porcentagem de acertos entre todas as amostras que realmente pertencem a uma determinada classe. Em outras palavras, indica a capacidade do modelo de identificar corretamente os exemplos positivos de uma classe específica. É calculada como:

$$\text{Recall} = \frac{VP}{VP+FN}$$

Onde, VP (Verdadeiros Positivos) representa as amostras corretamente classificadas como pertencentes à classe. FN (Falsos Negativos) corresponde às amostras que realmente pertenciam à classe, mas foram incorretamente classificadas como outra categoria.

O F1 Score é a média harmônica entre a precisão e o recall, sendo utilizado para equilibrar ambas as métricas, especialmente em casos de dados desbalanceados.

3.4 Geração do NDVI

Os cálculos do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) foram realizados na plataforma GEE para o período seco, compreendido entre outubro e dezembro, de forma independente para cada ano e trecho do canal analisado. O cálculo do NDVI para os trechos do canal foi baseado nas bandas multiespectrais de refletância superficial, conforme a Equação (1).

$$\text{NDVI} = \frac{(\text{NIR} - \text{RED})}{(\text{NIR} + \text{RED})} \quad (1)$$

em que, NIR e RED são as bandas do infravermelho próximo e do vermelho, respectivamente.

As imagens raster do NDVI foram extraídas e processadas utilizando o software QGIS, versão 3.30. Com base nessas imagens, foram gerados mapas de NDVI para os trechos I, II, III e IV, no período de 2016 a 2022. Estes mapas foram empregados para realizar comparações com os dados de LULC, com a expectativa de que as áreas de floresta e agricultura irrigada

apresentassem valores de NDVI superiores às demais classes, servindo como uma forma de observar uma concordância dos mapas gerados pelo modelo Random Forest com o NDVI (Magidi et al., 2021).

3.5 Levantamento *in situ* das áreas irrigadas

3.5.1 Análise dos pontos de captação e de outorgas de água nas áreas do canal

Foram processados os dados referentes às outorgas de água e pontos de captação de água ao longo do canal. Os dados foram fornecidos pela Secretaria do Meio Ambiente e Recursos Hídricos (SEMARH), do governo do estado de Alagoas. Durante os anos de 2014 e 2023, a SEMARH realizou o levantamento aéreo das captações de água, e o cadastramento censitário dos irrigantes. O levantamento aéreo foi realizado com veículo aéreo não tripulado (VANT) ao longo dos 110 km do canal, para identificar usuários a partir da identificação dos pontos de captação de água, ou seja, presença de sifões e/ou bombas instaladas. Os ortomosaicos gerados com resolução de até 3 cm foram utilizados para localizar as pessoas que captavam água do canal, de modo que fossem registradas em um banco de dados geográfico. Esse banco de dados foi unificado com os registros existentes da SEMARH-AL, que já possuía 712 pontos de captação cadastrados.

O cadastramento foi realizado nos municípios já beneficiados pelo Canal do Sertão, sendo eles: Delmiro Gouveia, Pariconha, Inhapi, Água Branca, Olho D'Água do Casado, Senador Rui Palmeira e São José da Tapera. Diversas campanhas foram realizadas para incentivar os agricultores a se cadastrarem, nos diversos pontos disponibilizados, e regularizarem a captação de água do canal. Além de receberem as outorgas, os agricultores participaram de capacitações técnicas sobre o uso correto da água e receberam assistência técnica. O processo foi concluído com a integração de todos os dados em uma tabela abrangente para subsidiar o Relatório Técnico de Diagnóstico do Canal Adutor do Sertão. No censo foram levantadas as informações descritas no anexo 1.

Os dados disponibilizados para este estudo foram processados a fim de remover informações repetidas. Situações em que o mesmo produtor tinha mais de um processo para a mesma localização e/ou mesma área irrigada, mesmo que em anos diferentes, foram excluídas. Para agilizar esse processo, um código em Python foi desenvolvido para verificar a planilha Excel e eliminar informações duplicadas referentes aos nomes dos proprietários, latitudes e longitudes. Após todo o processamento, os dados foram utilizados para a geração dos gráficos apresentados neste trabalho.

3.5.2 Entrevistas com irrigantes das áreas do canal

O estudo incluiu a realização de entrevistas com 17 proprietários de áreas situadas no entorno do Canal do Sertão. Objetivou-se com as entrevistas compreender os impactos socioeconômicos e agronômicos relacionados à implementação do canal na região. Os participantes foram questionados sobre aspectos diversos, envolvendo suas práticas agrícolas, uso de recursos hídricos e percepções sobre mudanças provocadas pela construção do canal. As perguntas realizadas estão descritas no apêndice 1.

3.5.3 Visitas a locais predeterminados para validação da agricultura irrigada

No software QGIS, pontos amostrais foram gerados, e as coordenadas geográficas desses pontos foram utilizadas para visitas in situ para validar a precisão do modelo Random Forest na identificação de áreas designadas para agricultura irrigada. Alguns dos pontos foram predefinidos com base na classificação de LULC do modelo, com foco em regiões classificadas como agricultura irrigada. Os pontos restantes foram identificados diretamente em campo, aproveitando as oportunidades de contato com produtores locais, o que permitiu o acesso a propriedades com produção agrícola, totalizando 33 pontos para validação do Random Forest. Adicionalmente, mais 12 pontos foram coletados, desta vez em áreas de agricultura de sequeiro, para validar o MapBiomas, com o objetivo de avaliar a capacidade do modelo em identificar essa classe de LULC na área de estudo.

3.6 Análises estatísticas

3.6.1 Avaliação foto visual de precisão dos modelos

Foi realizada uma avaliação de acurácia para validar os dados de LULC obtidos pela plataforma MapBiomas e pelo modelo Random Forest, utilizando o software Google Earth (Halder et al, 2023) e imagens de alta resolução espacial (3 metros) da Planet Labs. Inicialmente, foi gerado um arquivo raster contendo 150 pontos aleatórios na área de estudo utilizando a ferramenta "Pontos aleatórios dentro do polígono" do QGIS. No entanto, como esses pontos não foram distribuídos de maneira significativa sobre as áreas de agricultura e corpos d'água, que possuem extensão reduzida, foram gerados 50 pontos adicionais especificamente dentro dessas classes. Considerando que a área de influência do canal é limitada e que as áreas de agricultura irrigada se concentram próximas às suas margens, foi criado um buffer de 2 km para cada lado do canal. Os pontos representando a classe de agricultura foram então gerados dentro desse buffer, garantindo uma melhor representatividade espacial dos dados.

Os identificadores (IDs) das classes de LULC associados a cada ponto foram extraídos do raster. Esse arquivo de pontos foi importado para o Google Earth, e simultaneamente sobreposto a mosaicos mensais de imagens da Planet Labs no QGIS. Com base nessa integração, foi realizada uma análise visual para verificar a concordância entre a classificação LULC e as características observadas nas imagens de alta resolução, identificando acertos e erros na classificação. Foram utilizados os mapas de 2021 e 2022 por representarem os dados mais recentes e estarem próximos aos anos das visitas de campo. Os resultados dessa validação foram sistematizados e tabulados no software Excel, permitindo a condução de análises estatísticas. Para mensurar a precisão da classificação, foi calculado o coeficiente kappa, uma métrica estatística amplamente utilizada para avaliar o grau de concordância entre as classificações LULC e as referências visuais, ajustando para concordâncias que poderiam ocorrer ao acaso (Halder et al, 2023). Esses dados tabulados também foram usados nos cálculos da precisão, recall e o F1 Score, para cada classe LULC.

3.6.2 Análise de tendência das classes de uso e cobertura do solo

As áreas de cada classe de LULC foram quantificadas a partir dos mapas gerados pelo MapBiomass e pelo modelo Random Forest. Os valores foram extraídos diretamente dos rasters e organizados em planilhas no formato Excel. Para cada classe LULC, foram elaborados gráficos de linha que representaram a variação temporal, acompanhados de uma linha de tendência derivada de análises de regressão linear. Adicionalmente, o teste estatístico de Mann-Kendall foi aplicado para avaliar a significância das tendências observadas, por meio dos coeficientes de correlação τ e o valor-p, (Silva et al., 2024).

3.6.3 Análise de transição das classes de uso e cobertura do solo

Foram realizadas análises das transições entre classes LULC no período de 2006 a 2022, considerando quatro diferentes trechos do Canal do Sertão. Os dados utilizados nessa análise foram organizados em uma planilha Excel, previamente gerada por meio da extração de valores de pixels de imagens LULC utilizando scripts em Python. O processamento dos dados foi conduzido com as bibliotecas *pandas*, *seaborn* e *matplotlib*, também no ambiente Python.

Para cada trecho analisado, foram selecionadas as colunas correspondentes aos anos de 2006 e 2022. A partir desses dados, foi construída uma tabela de contagem de transições entre classes utilizando a função `pd.crosstab`, disponível na biblioteca *pandas*. Posteriormente, essas contagens foram convertidas em porcentagens, a fim de facilitar a interpretação e a visualização

das mudanças ocorridas entre os dois anos. Os resultados foram apresentados por meio de mapas de calor (heatmaps), gerados com a biblioteca *seaborn*.

3.6.4 Análises de validação e correlação entre os dados estimados (Random Forest) e cadastro censitário de irrigantes (SEMARH)

A área total de agricultura irrigada para cada ano, conforme os dados da SEMARH, foi calculada e registrada em uma planilha. Nessa mesma planilha, também foi adicionada a área total de agricultura irrigada estimada pelo modelo Random Forest. Esses dados foram utilizados para a análise de correlação entre a área irrigada total estimada e os dados censitários fornecidos pela SEMARH.

Uma segunda análise de correlação foi realizada entre a área estimada pelo Random Forest e os dados da SEMARH, considerando trechos menores, com 2 km de extensão para cada lado das margens do Canal do Sertão e intervalos horizontais de 1 km. Essa abordagem foi adotada após a constatação de que a área de influência do canal é reduzida e que a agricultura irrigada se concentra principalmente em suas proximidades.

Foi gerado um buffer de 2 km em cada lado da margem do canal, que foi salvo em formato shapefile. Esse shapefile foi dividido em segmentos horizontais de 1 km de intervalo. Devido às diversas curvas do canal, os segmentos apresentaram variações significativas de tamanho, pois o corte foi realizado por linhas verticais retas, independentemente da direção do canal. Para contornar esse problema e garantir uma avaliação justa das áreas, a análise de correlação foi realizada apenas em um trecho mais reto do canal, no sentido horizontal, resultando em um total de 14 segmentos nessa área selecionada. A correlação considerou a área irrigada em cada segmento, conforme o cadastro censitário da SEMARH, e a área irrigada identificada pelo modelo Random Forest. Todos os procedimentos dessa análise, incluindo a leitura dos dados da SEMARH (coordenadas dos pontos de captação e área irrigada associada a cada ponto), segmentação do shapefile e análises estatísticas de correlação, foram realizados utilizando a linguagem Python.

3.7 Variação sazonal na precipitação

Para avaliar a influência da precipitação no uso e cobertura da terra, foram utilizados dados do modelo climático Terraclimate. Especificamente, foram obtidos dados de precipitação para o estado de Alagoas, incluindo totais anuais e mensais para outubro, novembro e dezembro, correspondentes aos mapas de uso e cobertura da terra gerados pelo algoritmo Random Forest. Os dados, fornecidos em formato raster com resolução espacial de 4 km, foram processados no

QGIS para criar mapas de precipitação para o período de 2016 a 2022. A partir desses mapas, foi possível analisar o comportamento da vegetação durante os anos chuvosos e secos, permitindo uma comparação entre diferentes padrões climáticos.

4. RESULTADOS

4.1 Área irrigada e número de irrigantes a partir de cadastro censitário (Dados SEMARH)

Os dados fornecidos pela SEMARH foram processados e transformados em gráficos para facilitar a visualização dos resultados do cadastro censitário dos irrigantes que utilizam água do Canal do Sertão. A Figura 6 mostra um aumento nas solicitações de uso da água do Canal, com destaque para os anos de 2019 e 2022, que apresentaram um grande aumento, com 434 e 303 solicitações de outorgas anuais, respectivamente. A maior concentração de solicitações de uso da água em 2019 e 2022 deve-se às campanhas e incentivos ao cadastramento realizados nesses anos. Dessas solicitações, 98,41% são de uso exclusivo para irrigação, 1,33% para abastecimento humano e irrigação, e 0,24% para criação animal e irrigação. Esse aumento nas solicitações para utilização da água reforçam o aumento a agricultura irrigada ao longo do Canal do Sertão.

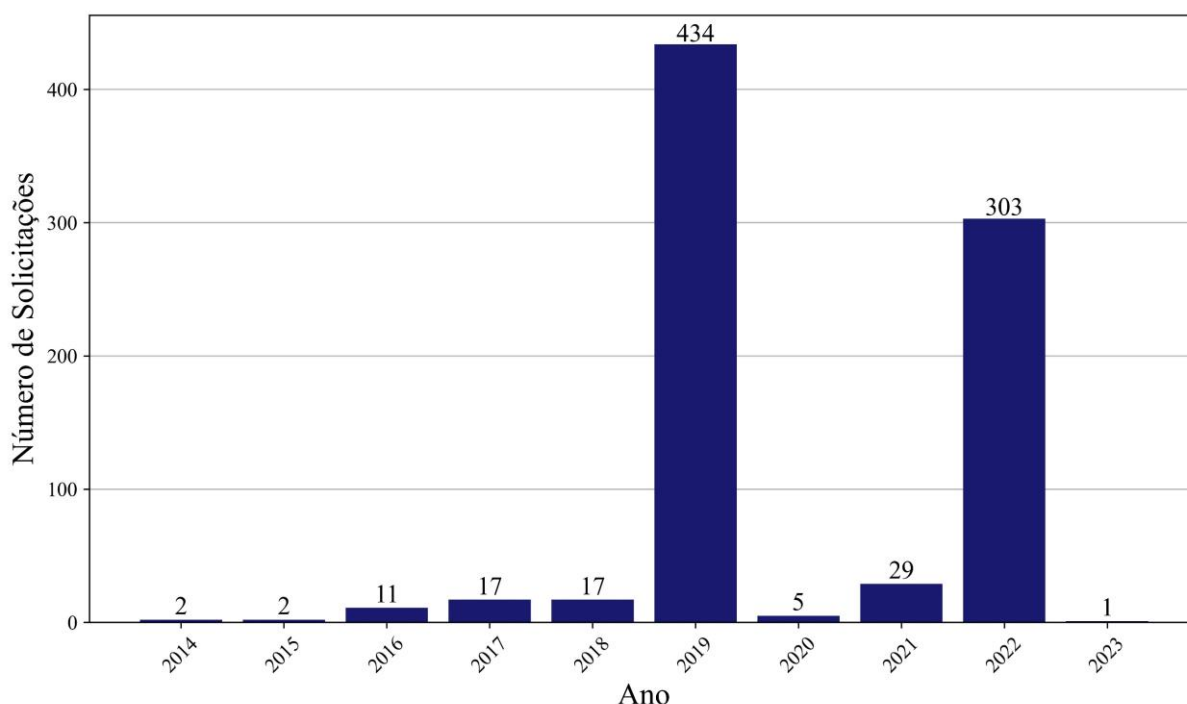


Figura 6. Número anual de solicitações de outorga para o Canal do Sertão.

O número de hectares irrigados baseados nos dados fornecidos pela SEMARH é de aproximadamente 1.868 ha (Figura 7). A predominância da região é de áreas irrigadas de pequeno porte (93%), sendo 461 propriedades com tamanho variando entre 0,1 a 1 ha, e 266 áreas entre 1 e 5 ha. Na região, apenas duas propriedades têm outorga de uso da água, e apresentam mais de 50 ha de área irrigadas. Um total de 40 solicitações foram de propriedades que ainda não possuem áreas com irrigação. Isso reflete o interesse da população em desenvolver a agricultura irrigada na região, e mostra a possibilidade de aumento significativo

dessas áreas em torno do canal em anos posteriores. Essas áreas pequenas dificultam a identificação nos modelos de classificação, especialmente em imagens de menor resolução, como as do MapBiomas, que utiliza satélites Landsat (30 m).

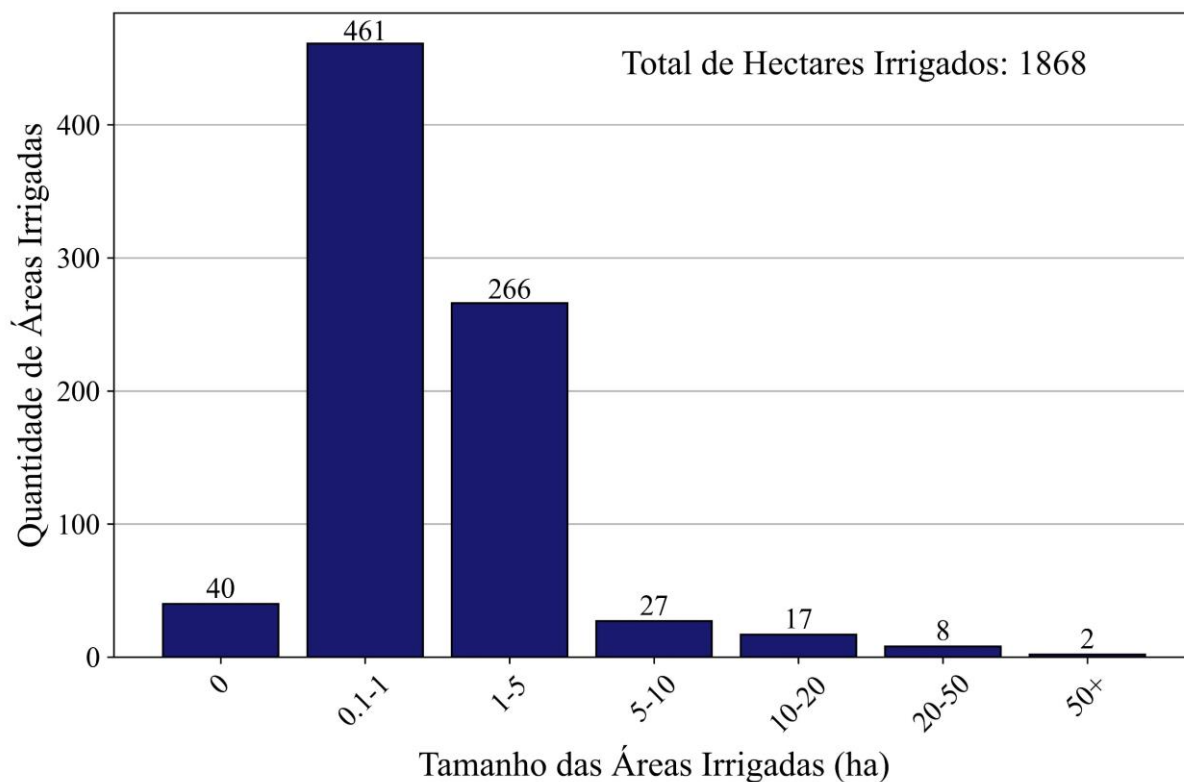


Figura 7. Distribuição do Tamanho das Áreas irrigadas (ha) com registro de autorização de uso da água do Canal do Sertão.

O mapa na Figura 8 mostra os pontos de captação da água ao longo do percurso do canal, bem como a vazão autorizada para cada ponto. Pode-se observar que, ao longo de toda área de influência do percurso já construído do canal, existe captação de água. A vazão máxima autorizada foi destinada a uma das propriedades com área superior a 50 ha. A maioria das outorgas foram liberadas com vazão entre 0,1 e 10 m³ h⁻¹, seguidos de pontos com captação intermediárias, como 10 a 50 m³ h⁻¹, e alguns casos excepcionais com vazões mais altas, chegando até 181,48 m³ h⁻¹, com apenas 4 pontos autorizados para captação acima de 100 m³ h⁻¹.

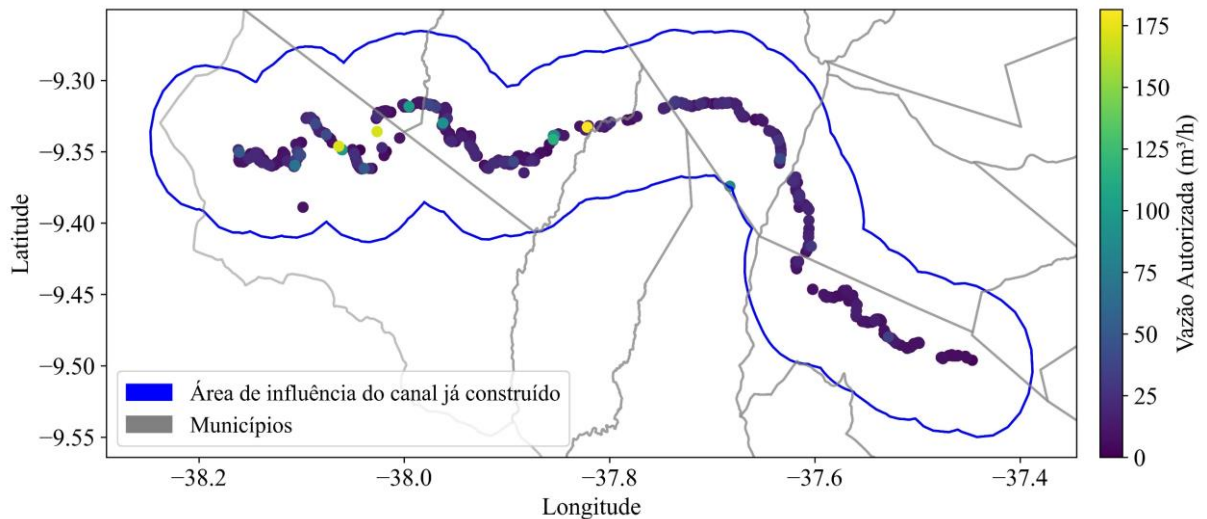


Figura 8. Distribuição Geográfica dos Pontos de Captação de Água e Vazão Autorizada.

4.2 Validação dos modelos de classificação de uso e cobertura do solo

4.2.1 Validação MapBiomias

A precisão geral do mapeamento do LULC pelo MapBiomias alcançou um coeficiente Kappa de 0,74 (Tabela 2). Ao analisar as categorias de forma individual, as classes de uso e cobertura do solo apresentaram precisão acima de 90%, com exceção da categoria de agricultura. A precisão para a classe Agricultura é baixa (41%), indicando que, das vezes em que o modelo previu que era Agricultura, apenas 41% estavam realmente corretas. Isso pode estar relacionado ao fato de a agricultura na região ser de áreas predominantemente pequenas e o MapBiomias trabalha com uma resolução de 30 metros, além de trabalhar com a média anual dos pixels. Por isso, a dinâmica sazonal e a rápida alteração da paisagem em regiões como o sertão, são um desafio para a precisão do mapeamento. A agricultura no sertão é uma atividade que se desenvolve ao longo de poucos meses, em áreas de tamanho reduzido, o que dificulta sua identificação precisa em meio aos pixels do sensor. O recall mede a proporção de casos positivos reais que o modelo conseguiu identificar. Por tanto, de todas as amostras que são realmente de Agricultura, 89% o modelo conseguiu identificar corretamente. O F1 Score é a média harmônica entre as métricas de precisão e recall. No caso, as classes Agricultura e Floresta apresentaram valores de F1 Score menores em comparação com as demais classes.

Tabela 2. Resultados de avaliação do modelo MapBiomias para diferentes classes de uso do solo, com base nas métricas de Precisão, Recall e F1 Score. A métrica Kappa é fornecida como uma medida de concordância global do modelo.

<i>Kappa</i>	<i>Classes</i>	<i>Precisão</i>	<i>Recall</i>	<i>F1 Score</i>
--------------	----------------	-----------------	---------------	-----------------

0,74	Agricultura	0,41	0,89	0,56
	Área não vegetada	1	0,88	0,94
	Água	1	1	1
	Floresta	1	0,53	0,69
	Pastagem	0,90	0,96	0,93

4.2.2 Validação Random Forest

4.2.2.1 Validação baseada em análise foto-visual

A Figura 9 apresenta os resultados de desempenho do modelo Random Forest ao longo dos anos, utilizando os 30% das amostras de shapes das classes LULC previamente reservados para validação. O modelo apresentou uma precisão alta, variando de 0.80 a 0.90, o que indica que a maioria das previsões positivas do modelo foi correta ao longo dos anos. O pico ocorreu em 2021 com valor de 0.90. O Recall, que representa a capacidade do modelo de capturar todos os casos positivos, tem valores mais baixos em relação à precisão, variando de 0.59 a 0.71. O F1-Score, que é a média harmônica entre a precisão e o Recall, também segue uma tendência estável, com um valor entre 0.63 e 0.71, mostrando a média do desempenho geral do modelo.

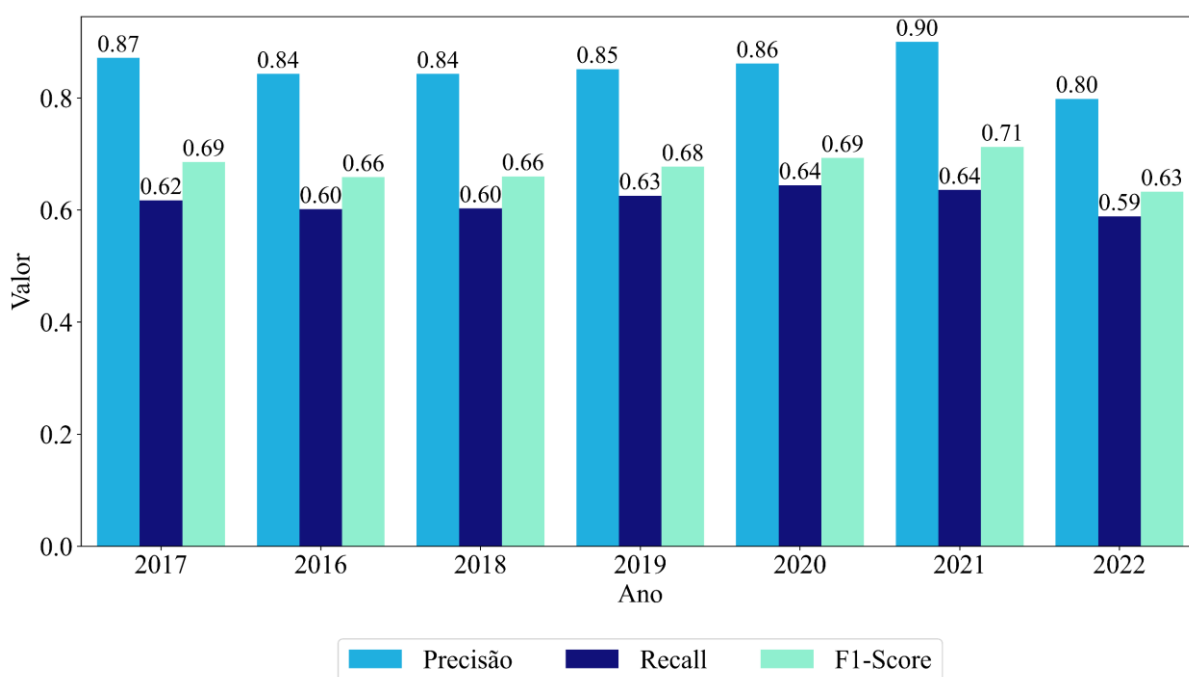


Figura 9. Avaliação da performance do modelo Random Forest com base na precisão, recall e F1-score para os anos de 2016 a 2022.

O Random Forest apresentou Kappa = 0,82 (Tabela 3). Quando observa-se as classes de forma individual, o Random Forest apresentou uma precisão de 65% para agricultura, e acima de 85% para as outras classes. O Recall mostrou que de todas as amostras que são realmente de

Agricultura, 100% o modelo conseguiu identificar corretamente. O F1 Score foi de 79%, superior ao MapBiomias (56%). Isso pode ser explicado por alguns fatores, o principal é que o Random Forest foi calibrado para a região de estudo específica. Além disso, o Random Forest trabalhou com o período seco da região, onde a agricultura se destaca muito em relação a vegetação natural, por ser uma agricultura quase que exclusivamente irrigada.

Tabela 3. Resultados de avaliação do modelo Random Forest para diferentes classes de uso do solo, com base nas métricas de Precisão, Recall e F1 Score. A métrica Kappa é fornecida como uma medida de concordância global do modelo.

<i>Kappa</i>	<i>Classes</i>	<i>Precisão</i>	<i>Recall</i>	<i>F1 Score</i>
0,82	Agricultura	0,65	1	0,79
	Área não vegetada	0,85	0,93	0,89
	Água	1	0,92	0,96
	Floresta	1	0,73	0,84
	Pastagem	0,92	0,84	0,88

O modelo Random Forest não apresentou diferença de desempenho entre o período chuvoso e seco do ano de 2021, com base nos 30% das amostras que foram destinadas a avaliar a precisão do modelo (Figura 10). O bom desempenho observado se deve muito ao fato da baixa porcentagem de nuvens presentes nos períodos avaliados neste ano, o que possibilitou uma melhor análise e identificação das classes por visualização supervisionada. O modelo obteve uma precisão de 90% em ambos os períodos. O recall, que avalia a capacidade do Random Forest de identificar corretamente as instâncias positivas, apresentou valores inferiores à precisão, indicando uma possível subestimação das classes. A média harmônica entre esses dois parâmetros de avaliação foi de aproximadamente 70% (F1-Score), mostrando um bom desempenho.

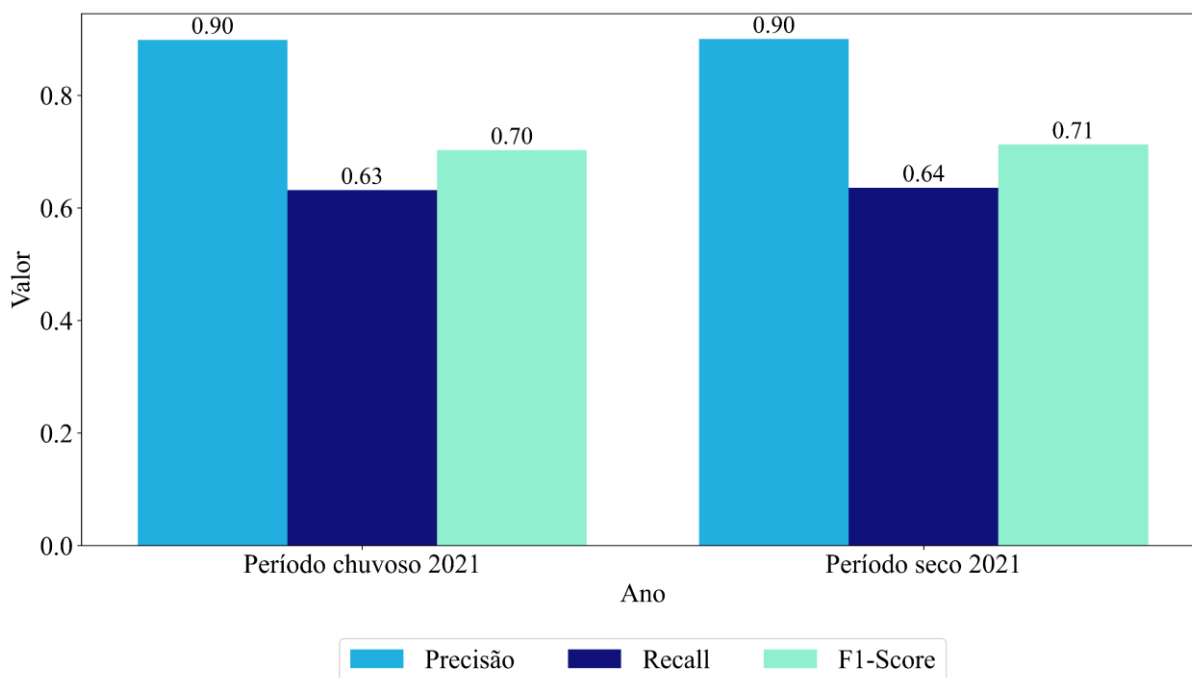


Figura 10. Avaliação da performance do modelo Random Forest com base na precisão, recall e F1-score no período chuvoso e seco no ano de 2021.

4.2.2.2 Validação in loco da acurácia do modelo Random Forest para a classificação da agricultura irrigada

Foram realizadas visitas de campo com o objetivo de validar a precisão do modelo na identificação das áreas de agricultura irrigada. A Figura 11 mostra uma área próxima ao canal no município de Água Branca, onde, no ponto central, foram encontradas culturas como melancia, milho, abóbora e outras culturas irrigadas, todas utilizando água do Canal do Sertão Alagoano. O ponto a leste do mapa corresponde a uma área de pasto irrigada por aspersão, enquanto o ponto a oeste representa uma propriedade cultivando feijão, hortaliças, mandioca e milho, onde os proprietários enfatizaram sua intenção de expandir a área irrigada nos próximos anos. Não foi possível acessar todas as propriedades próximas, pois algumas são privadas, e não houve contato com os proprietários. No entanto, durante o levantamento da região, foi possível observar semelhanças entre os mapas gerados pelo modelo Random Forest e a realidade local. Por outro lado, ao analisar a classificação LULC do MapBiomas para o mesmo local e ano, observou-se que a agricultura não foi identificada. Como se trata de áreas de agricultura irrigada, esperava-se que estivessem presentes durante a maior parte do ano e, consequentemente, fossem detectadas pelo MapBiomas, que opera com a média anual do pixel. No entanto, o MapBiomas não conseguiu identificar essas áreas na Figura 11.

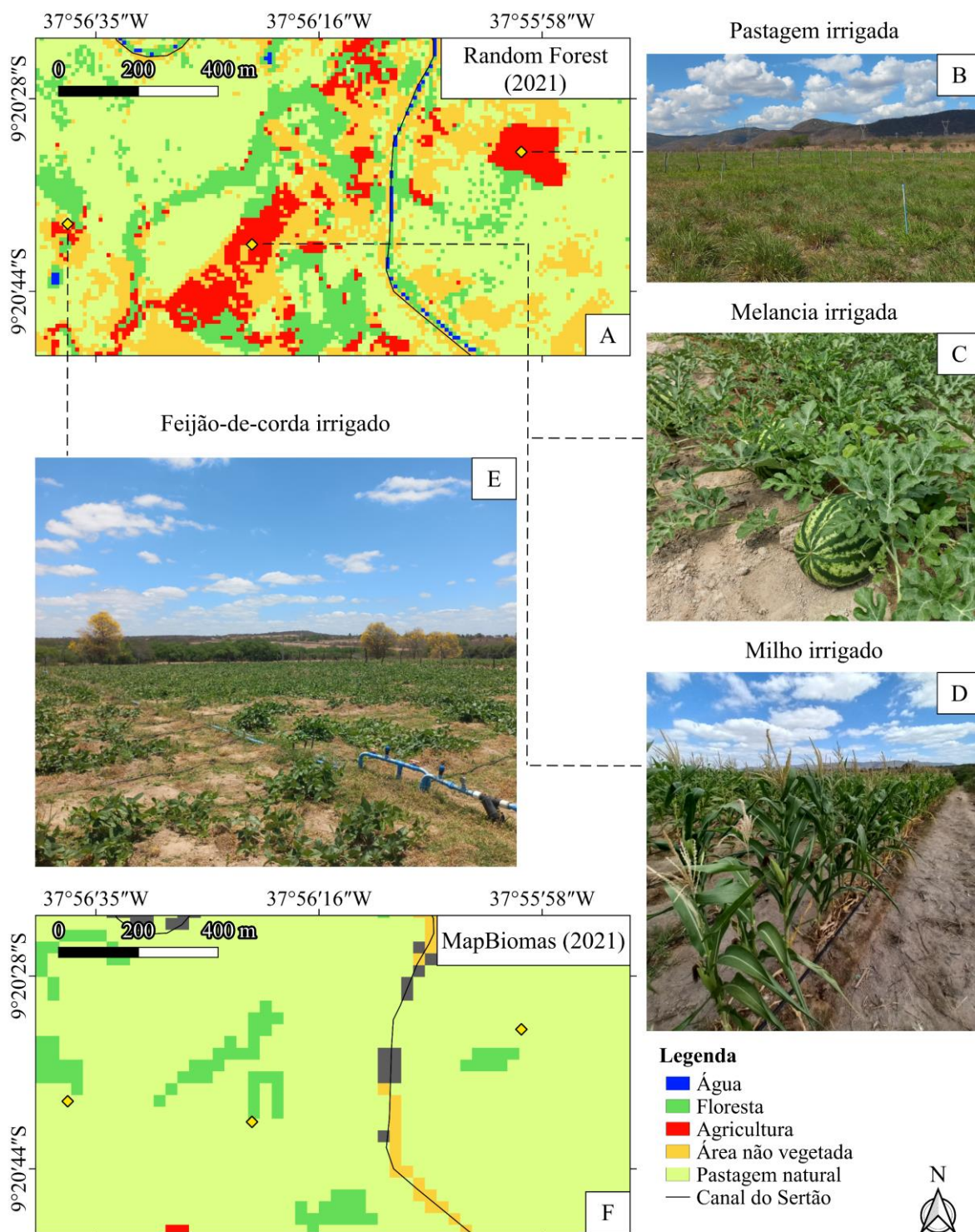


Figura 11. Validação de campo de áreas de agricultura irrigada de acordo com o modelo Random Forest e comparação com LULC do MapBiomas para a mesma área em 2021. (A) LULC Random Forest 2021. (B) Área de pastagem irrigada identificada em visitas de campo. (C) Área de melancia irrigada identificada em visitas de campo. (D) Área de milho irrigado identificada em visitas de campo. (E) Área de feijão irrigado identificada em visitas de campo. (F) LULC MapBiomas 2021.

Na Figura 12, é possível ver uma plantação de limão, uma das poucas áreas visitadas com o cultivo de frutíferas. A área ocupada com limoeiros é pequena, menos de um hectare, pois o produtor também cultiva outras culturas, como mandioca, tomate e pastagem, todas irrigadas com água do Canal do Sertão. Esse produtor, em específico, é jovem e demonstra interesse em aprender novas técnicas e adquirir conhecimento, relatando que seu objetivo é aumentar a produção sem expandir a área cultivada. No leste do mapa, podemos ver uma área de pastagem irrigada, utilizada para alimentação do gado de corte da mesma propriedade. Próximo a essa área, é possível observar uma estrutura circular, que inicialmente se supôs ser um pivô central, o que foi confirmado durante a visita. No entanto, esse pivô está desativado há mais de seis anos e, por isso, é frequentemente classificado como solo exposto ou pastagem natural. O proprietário mencionou que pretende reativar o pivô nos próximos anos, e instalar novas estruturas de irrigação para cultivar plantas forrageiras.

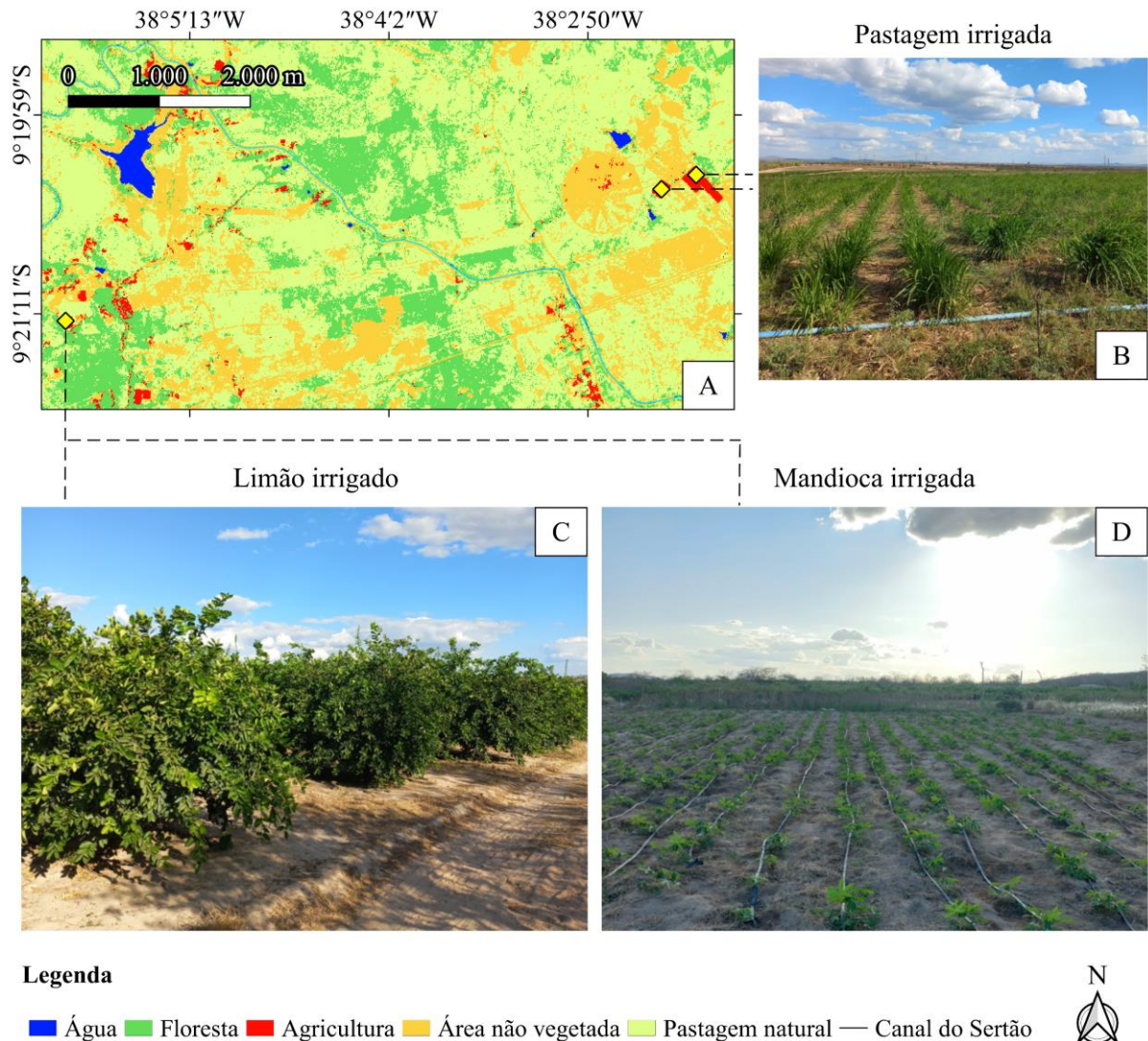


Figura 12. Validação de campo das áreas de agricultura irrigada segundo o modelo Random Forest. (A) LULC Random Forest 2021. (B) Área de pastagem irrigada identificada em visitas de campo. (C) Área de limão irrigado identificada em visitas de campo. (D) Área de mandioca irrigada identificada em visitas de campo.

A propriedade no Noroeste da Figura 13 apresenta uma das maiores áreas irrigadas identificadas pelo modelo, que é ocupada por pastagem. Áreas de pastagem irrigada é facilmente identificada pelo modelo, pois costuma ocupar áreas grandes em comparação com outros cultivos, o que evidencia a aptidão dessa região para a pecuária, tanto leiteira quanto de corte. Durante a visita de campo, foi possível entrevistar o agricultor responsável pela área, que informou que a pastagem é utilizada para alimentar vacas leiteiras. Essa área é irrigada por um sistema de aspersão, e o agricultor relatou ter dimensionado o sistema de irrigação por conta própria, sem ajuda de um profissional especializado. A área de milho irrigado, também presente

na Figura 13, reflete bem a agricultura local, caracterizada por pequenas áreas irrigadas e sistemas de irrigação inadequadamente dimensionados, geralmente instalados pelos próprios agricultores, que não possuem capacitação técnica para essa tarefa.

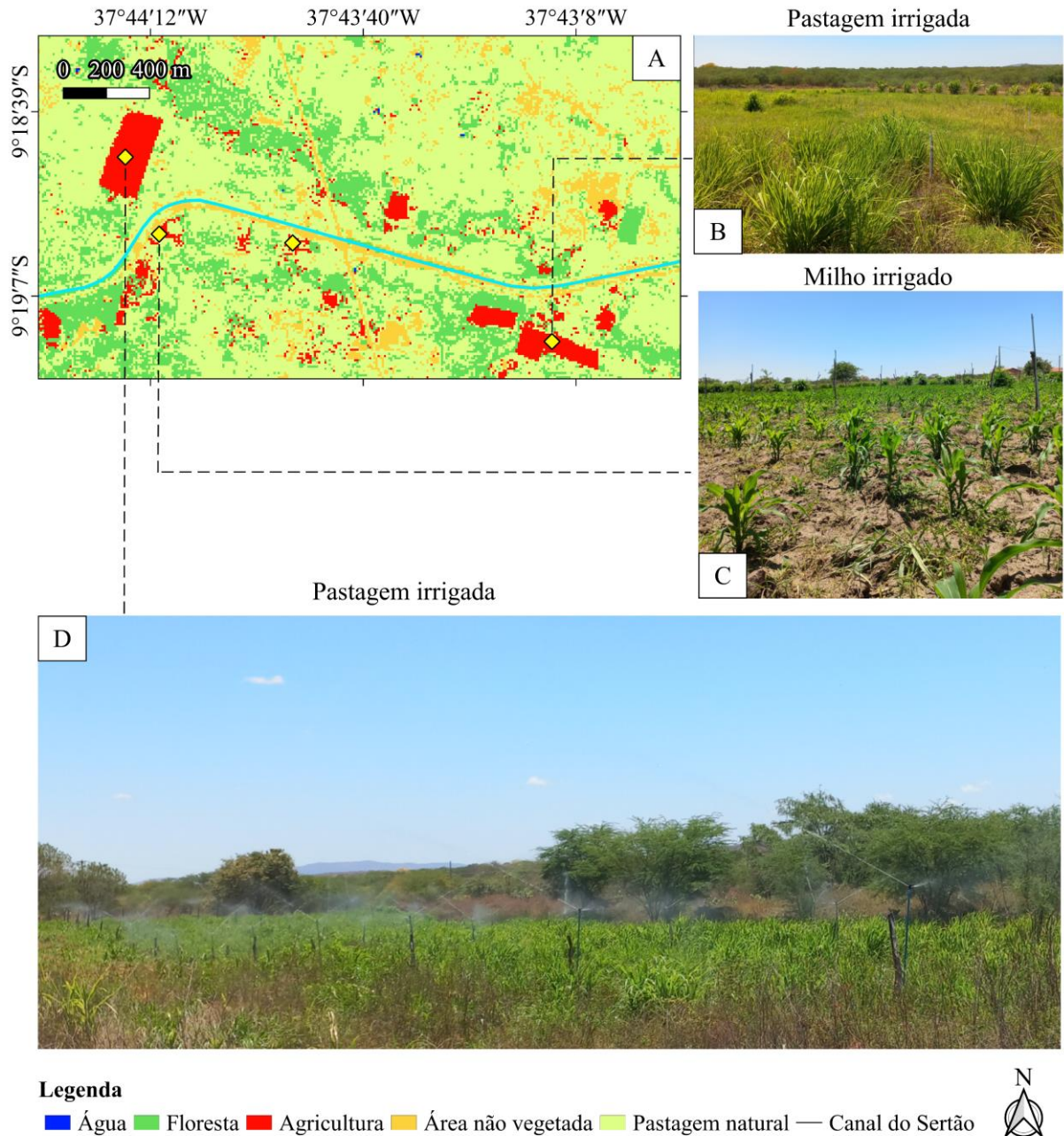


Figura 13. Validação de campo das áreas de agricultura irrigada segundo o modelo Random Forest. (A) LULC Random Forest 2022. (B) Área de pastagem irrigada identificada em visitas de campo. (C) Área de milho irrigado identificada em visitas de campo. (D) Área de pastagem irrigada identificada em visitas de campo.

Ao avaliar os mapas LULC gerados pelo modelo Random Forest, em conjunto com as visitas de campo, notou-se que as áreas de agricultura irrigadas se encontram próximas as margens do canal, e à medida que vai se afastando do canal, algumas das áreas de agricultura

encontradas pelo modelo apresentam erros em uma região de baixada, onde a vegetação de pastagem natural se mantém verde mesmo no período seco devido ao acúmulo de umidade do solo nesta área (Figura 14), e houve essa confusão do modelo devido as respostas espectrais dessa vegetação serem semelhantes às de áreas de agricultura irrigadas.

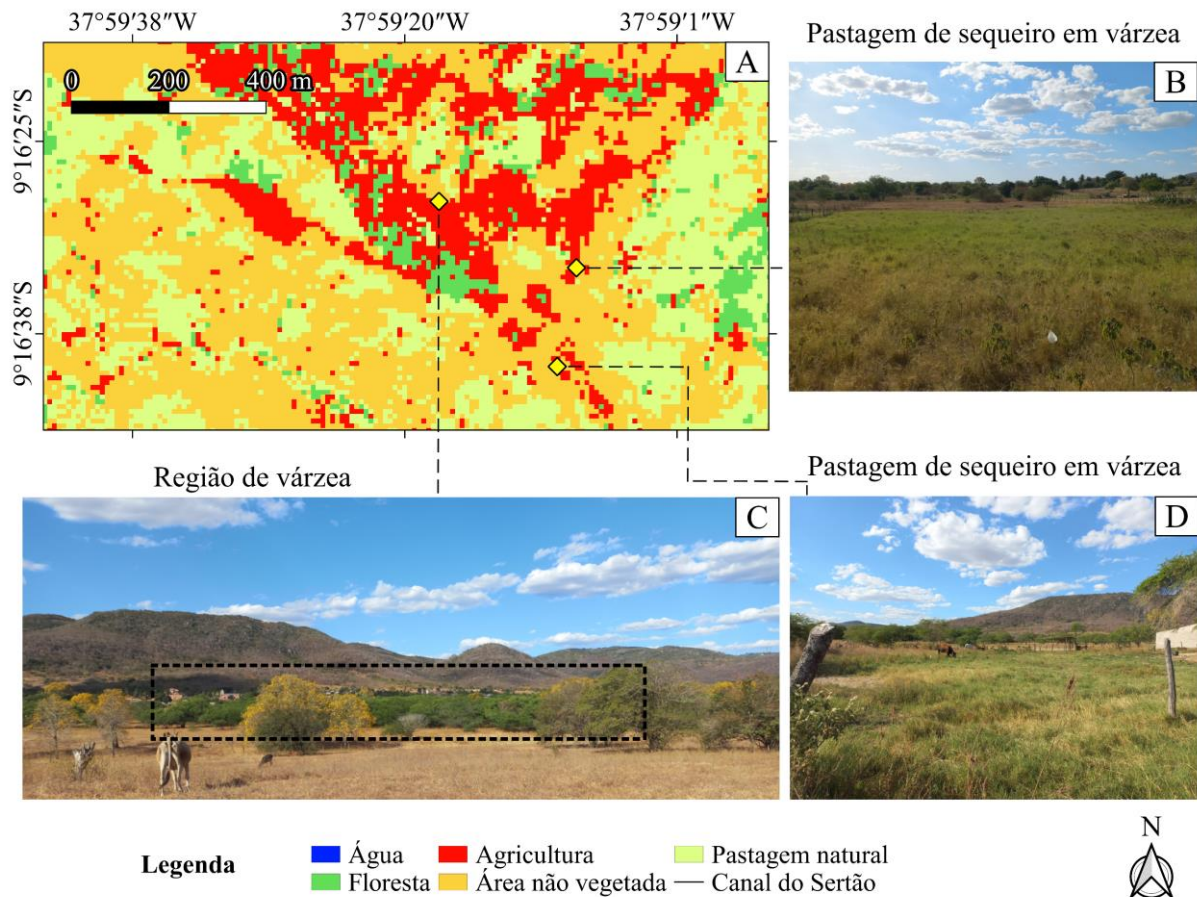


Figura 14. Validação de campo das áreas de agricultura irrigada segundo o modelo Random Forest. (A) LULC Random Forest 2021. (B) Área de pastagem de sequeiro identificada em visitas de campo. (C) Área de várzea identificada em visitas de campo. O quadrado preto tracejado destaca a principal área de interesse dentro da região da planície de inundação, onde a umidade do solo se acumula e a vegetação permanece verde durante a estação seca. (D) Área de pastagem de sequeiro identificada em visitas de campo.

Um total de 33 pontos foram visitados em áreas selecionadas para a validação do modelo Random Forest. Alguns desses pontos foram pré-definidos com base na classificação de uso e cobertura da terra (LULC) do modelo, com foco em regiões classificadas como agricultura irrigada. Os demais pontos foram identificados diretamente em campo, aproveitando oportunidades de interação com agricultores locais que permitiram o acesso às suas propriedades, onde foi observada a produção agrícola. O modelo apresentou bom desempenho, classificando corretamente 25 pontos, em comparação com 8 pontos onde foram detectados

erros (Figura 15). Além disso, durante as visitas de campo a áreas de agricultura de sequeiro, foram coletados 12 pontos adicionais para validação do MapBiomias. No entanto, o modelo não conseguiu identificar essas áreas agrícolas entre os pontos visitados. Isso se deve, em parte, à natureza sazonal da agricultura na região, que se concentra durante a estação chuvosa, um aspecto que dificulta a detecção por modelos que dependem da média anual dos pixels, como é o caso do MapBiomias.

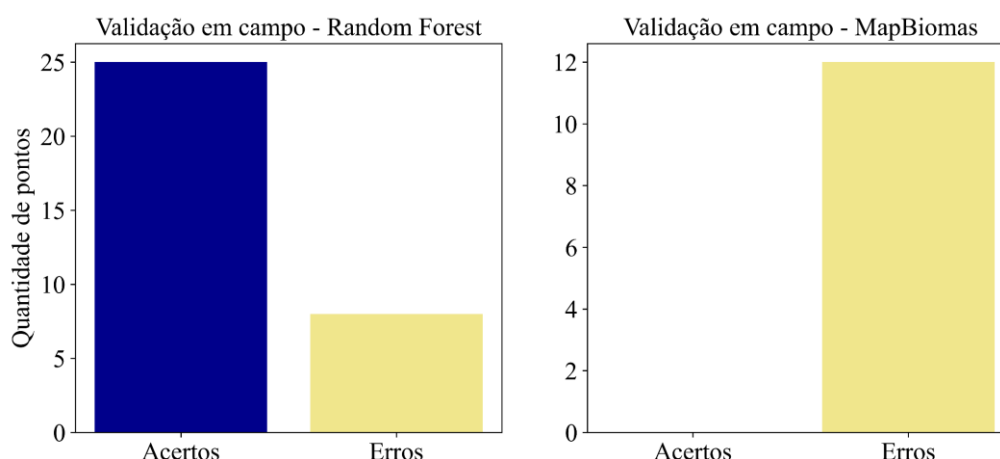


Figura 15. Classificação dos erros e acertos dos modelos Random Forest e MapBiomias com base em visitas de campo a pontos de agricultura irrigada e de sequeiro.

4.2.2.3 Validação e correlação entre os dados estimados (Random Forest) e cadastro censitário de irrigantes (SEMARH)

Os dados reais de agricultura irrigada fornecidos pela SEMARH e os obtidos pelo modelo Random Forest apresentaram alta e positiva correlação entre si ($r = 0,85$) (Figura 16). Esses resultados indicam uma boa concordância entre os dados observados e os estimados pelo modelo. O erro médio quadrático (RMSE) revelou que a média dos desvios entre os valores observados e previstos foi de 360,76 ha, evidenciando uma tendência do modelo em superestimar as áreas de agricultura irrigada, com 4 pontos acima da linha 1:1. Ressalta-se que os dados reais de agricultura irrigada fornecidos pela SEMARH podem não representar a totalidade das áreas irrigadas, uma vez que nem todos os agricultores que utilizam água do Canal do Sertão para irrigação estão necessariamente cadastrados ou legalizados.

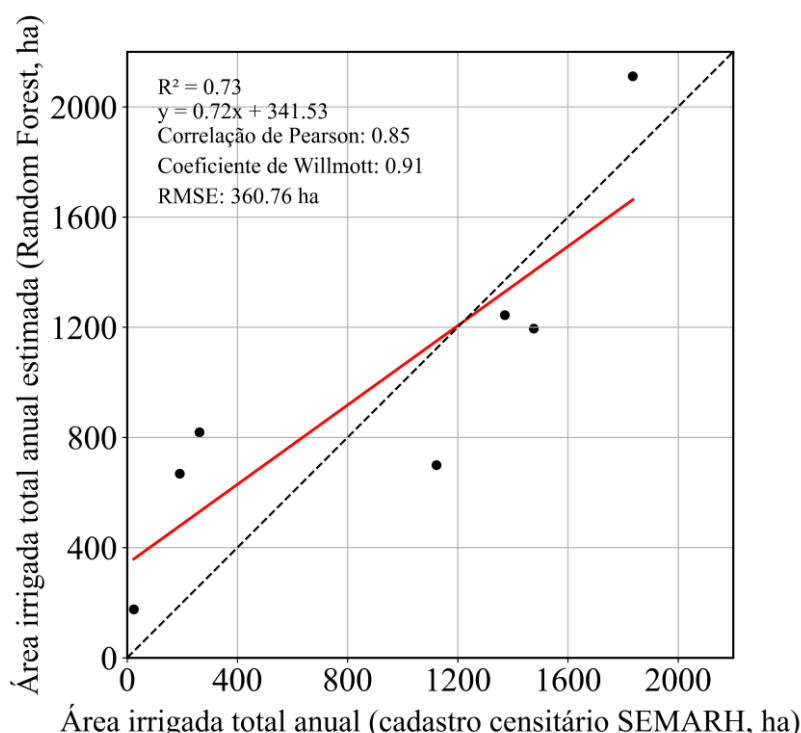


Figura 16. Correlação entre os valores observados de agricultura irrigada (ha) fornecidos pela SEMARH e os valores estimados pelo modelo Random Forest nas áreas beneficiadas pelo Canal do Sertão.

Na Figura 17 (A), o mapa apresenta o Canal do Sertão com um buffer de 2 km em cada margem, dividido em segmentos com intervalos de 1 km. Cada um está numerado (do 46 ao 59) e possui as classes de LULC do ano de 2021. No desenho abaixo do mapa, observa-se que o traçado completo do canal apresenta diversas curvas. No entanto, os segmentos são divididos por linhas retas verticais, independentemente das curvas do canal. Isso pode gerar variações nos tamanhos dos segmentos e, em alguns casos, impedir que as áreas irrigadas sejam corretamente enquadradas, já que essas áreas acompanham o percurso sinuoso do canal. Por esse motivo, a análise de correlação foi realizada apenas nos segmentos 46 a 59, que representam as áreas mais homogêneas do canal. A Figura 17 (B) exibe o gráfico de dispersão, comparando a área irrigada identificada pelo modelo Random Forest com os dados censitários de área irrigada da SEMARH dentro de cada seguimento. Os resultados indicam uma forte correlação positiva ($r = 0,81$) entre as áreas irrigadas estimadas pelo modelo e os dados censitários, com um coeficiente de determinação ($R^2 = 0,65$), demonstrando que o modelo explicou 65% da variação observada. Esse valor de R^2 pode ser explicado pela possibilidade de que nem todos os irrigantes estejam cadastrados, já que o registro era realizado por meio de campanhas em que os irrigantes precisavam se dirigir aos pontos de cadastro. Além da limitação do modelo em

áreas de baixadas, causando confusão espectral. Observa-se que quando a SEMARH registrou zero áreas irrigadas em determinados segmentos, o modelo também identificou poucas áreas irrigadas nesses mesmos segmentos (do 47 ao 51).

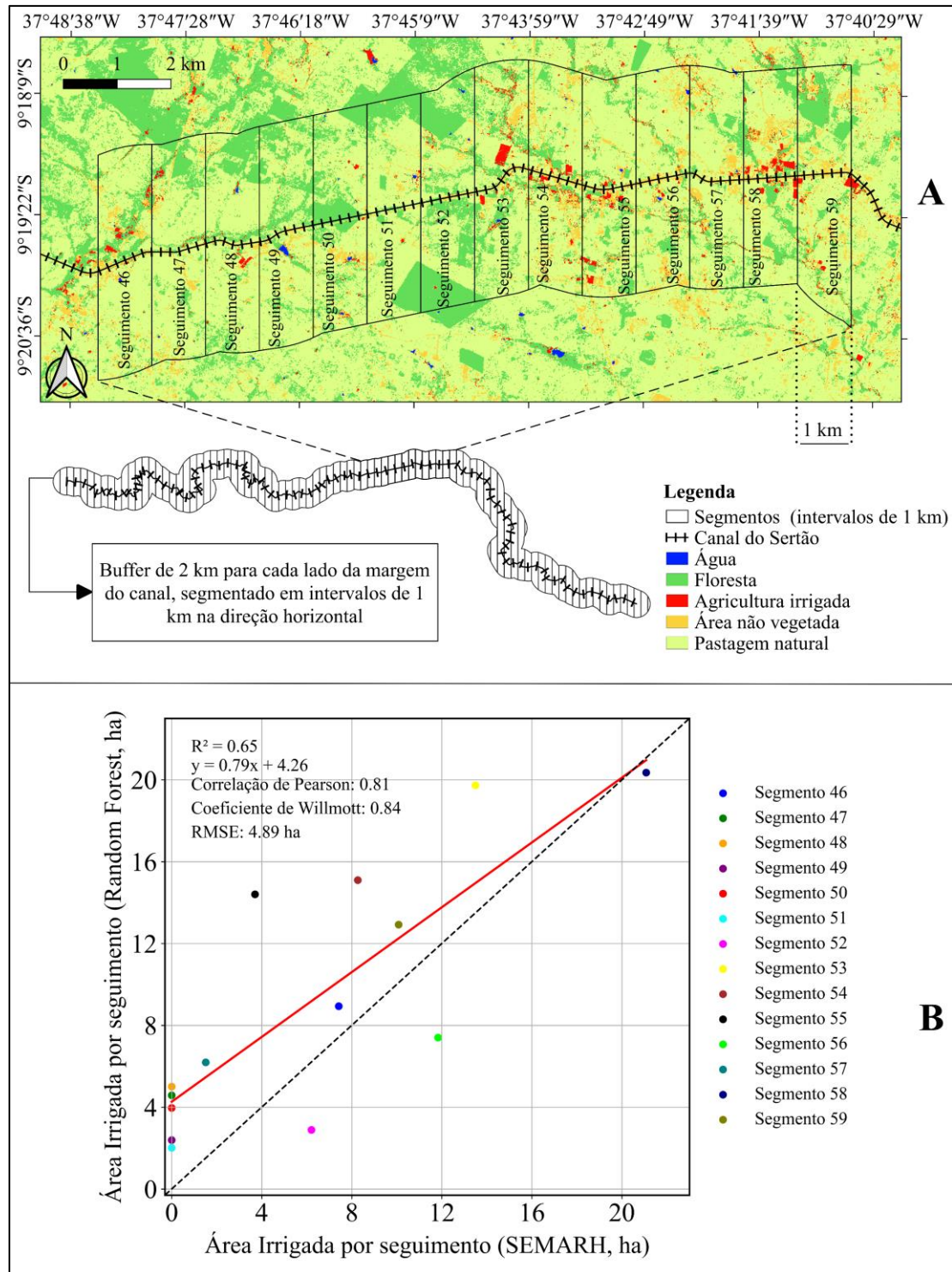


Figura 17. Segmentação e análise de correlação das áreas irrigadas ao longo do Canal do Sertão, com comparação entre os dados censitários da SEMARH e as estimativas do modelo Random Forest.

4.2.2.4 Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI)

Ao avaliar o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) pode-se notar valores mais elevados nas áreas classificadas como floresta. As áreas de agricultura irrigada também apresentaram NDVI mais elevado quando comparo as demais classes. Área não vegetada apresentou um NDVI mais baixo, notado através da cor mais vermelha onde essa classe é presente. Os corpos hídricos apresentaram uma coloração tendendo para preto, sendo facilmente identificado parte do Rio São Francisco no oeste dos mapas do trecho I, onde a água do canal é captada. Nos anos mais chuvosos como 2020 e 2022, o NDVI apresenta um aumento visível (Figura 18). Nos anos mais secos, a coloração vermelha se intensifica, demonstrando diminuição no NDVI, devido ao aumento do solo exposto e perda da qualidade da vegetação.

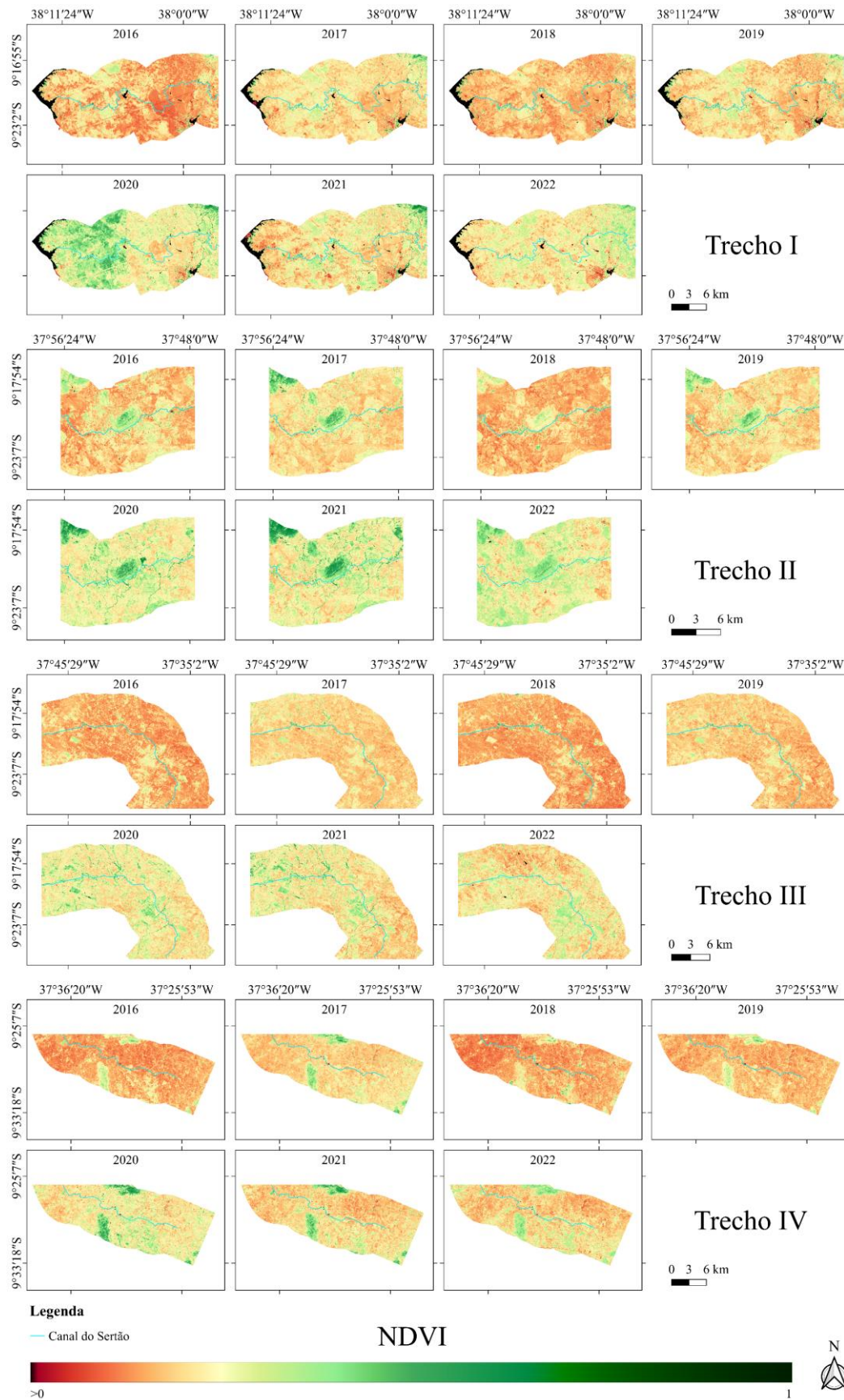


Figura 18. Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) para os quatros trechos do canal entre 2016 a 2022.

Os gráficos de boxplots ilustram o comportamento típico de cada classe de uso e cobertura do solo (Figura 19). Os valores observados estão de acordo com o esperado: áreas de corpos d'água apresentam NDVI próximo ou inferior a 0, devido à baixa refletância no infravermelho próximo (NIR). Nas áreas de floresta, o NDVI médio varia entre 0,23 e 0,37, valores que condizem com a vegetação de caatinga, caracterizada por cobertura vegetal esparsa e baixa densidade durante a estação seca. A agricultura irrigada exibe um NDVI médio ligeiramente superior (0,31 – 0,44), com quartis entre 0,25 e 0,49, acompanhado de alta variabilidade, o que reflete a diversidade nas práticas agrícolas e nas condições das culturas. Áreas não vegetadas, como solo exposto ou zonas urbanizadas, apresentam NDVI médio abaixo de 0,23, conforme o esperado. As áreas de pastagem natural apresentam NDVI médio entre 0,14 e 0,23, condizente com a baixa densidade e qualidade das pastagens na caatinga durante a estação seca.

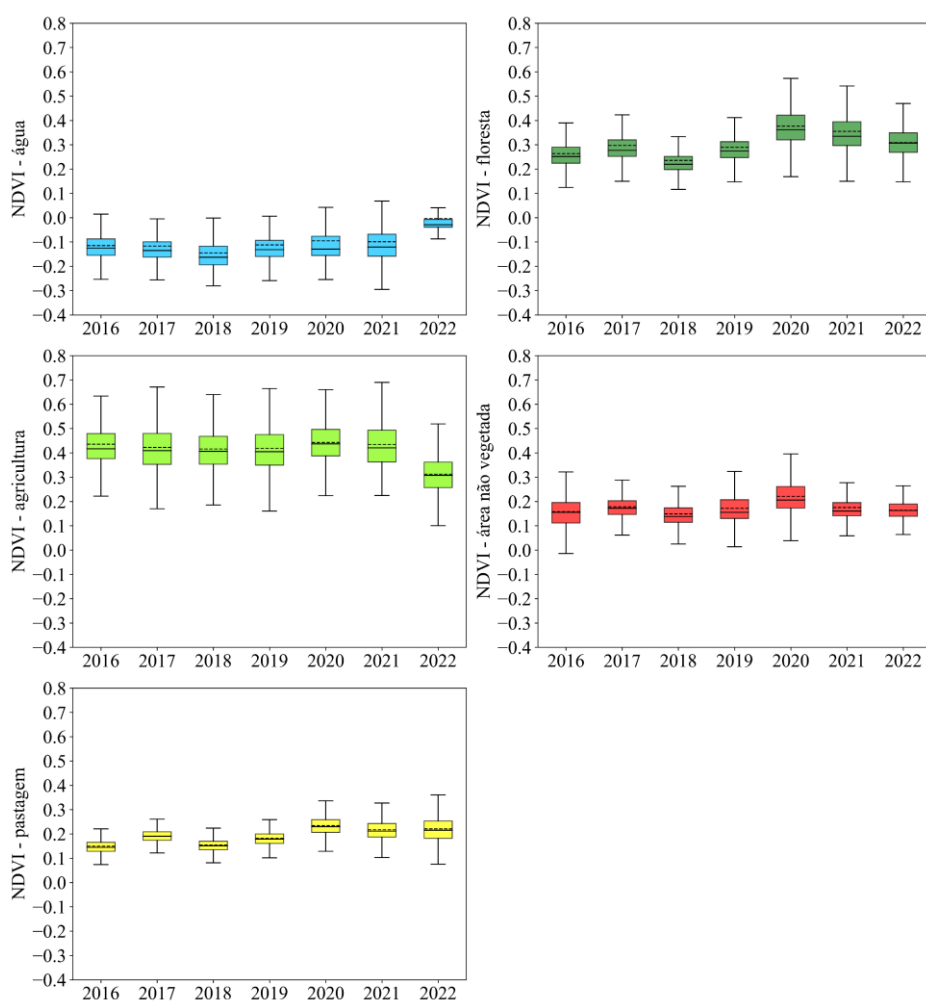


Figura 19. Boxplots de variações anuais do NDVI para diferentes classes de uso e cobertura do solo (água, floresta, agricultura, área não vegetada e pastagem) no período de 2016 a 2022 nas áreas beneficiadas pelo Canal do Sertão.

4.3 Análise de uso e cobertura do solo (MapBiomas)

O trecho I do Canal do Sertão foi o que apresentou uma mudança de uso e cobertura do solo (LULC) mais visível (Figura 20). No extremo leste do mapa, percebe-se uma pequena parte do rio São Francisco, onde está localizado o sistema que capta a água e transporta para o ponto zero do canal, seguindo o restante do percurso por gravidade. Pode-se observar a expansão urbana da cidade de Delmiro Gouveia, assim como o aumento da classe “mosaico de uso”, que representa áreas de uso agropecuário onde não foi possível distinguir entre pastagem e agricultura. As áreas reconhecidas como agrícolas são escassas e de pequena extensão. Comparando o mapa de 2006 com 2010, é possível ver uma expansão das áreas de floresta, especialmente na região central do mapa. Já nos mapas dos anos posteriores, a floresta vem perdendo espaço para a pastagem. A pastagem é a classe predominante durante todo o período avaliado, e representa uma vegetação natural da caatinga, com plantas rasteiras e/ou arbustivas.

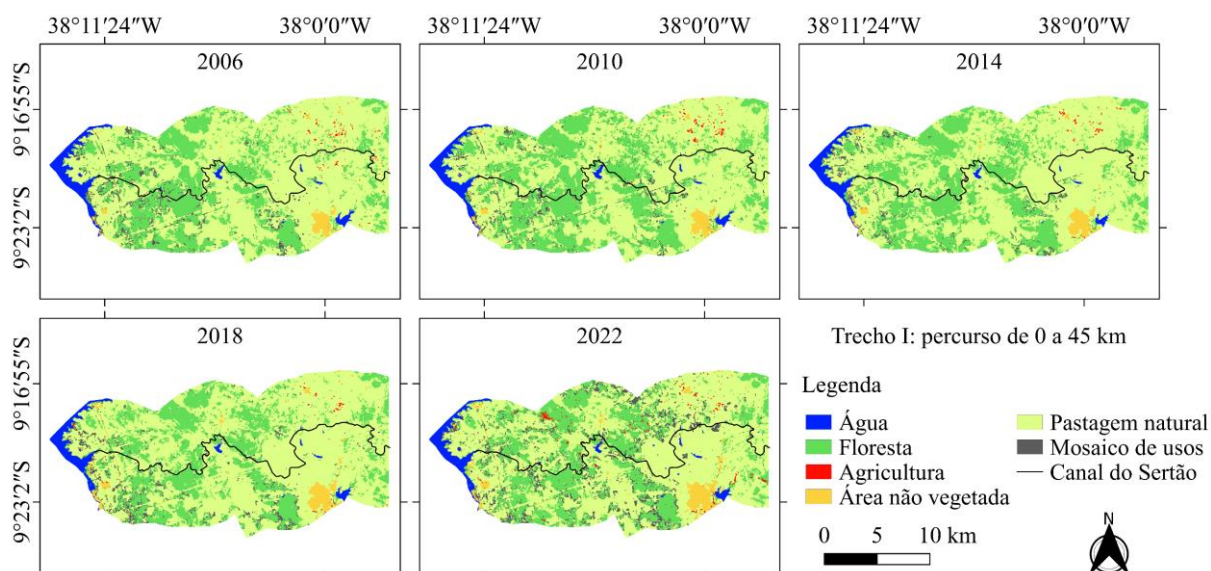


Figura 20. Mapa de uso e cobertura do solo (LULC) para o trecho I do Canal do Sertão: Área Circundante num raio de 5 km para cada lado das margens do canal.

Ao longo do período de 2006 a 2022, observou-se uma série de mudanças na distribuição do LULC neste trecho do canal, com a classe “Agricultura” apresentando flutuações. De modo geral, essa classe apresentou um crescimento não significativo ($P > 0,05$) ao longo dos anos estudados, com valor τ igual a 0,09. Observou-se em 2006 uma área inicial de 120,24 ha, com posteriores flutuações, com valor mínimo no ano de 2015 (62 ha). Em seguida, a partir de 2016, as áreas ocupadas com agricultura mostraram um aumento até atingir seu pico em 2021, com uma área total de 293,4 ha (Figura 21). A área de “Pastagem” manteve um padrão ao longo dos anos, com variação de aumento e diminuição, até 22.574 (ha) em 2022.

A classe "mosaico de uso" foi maior que a agricultura, com 2861,64 ha em 2022. No entanto, como essa categoria abrange áreas onde não foi possível distinguir entre agricultura e pastagem, mas que representam usos agropecuários, é possível que inclua áreas que deveriam ser classificadas como agricultura. Isso ocorre devido às limitações do modelo MapBiomas na definição precisa dessas áreas. A agricultura, o mosaico de uso e a pastagem não apresentaram uma tendência significativa ($P > 0,05$), ao contrário das demais classes, que exibiram tendências estatisticamente significativas.

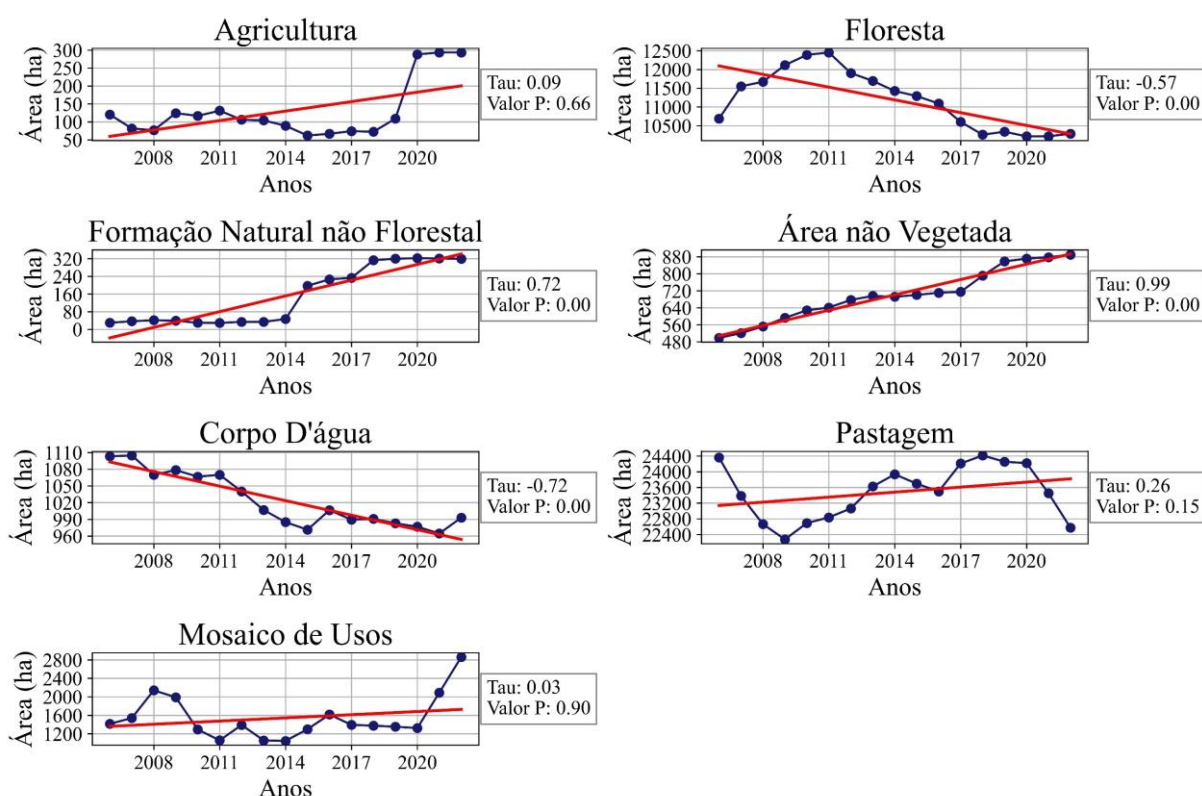


Figura 21. Tendências temporais e análise de Mann-Kendall para classes de uso e cobertura do solo em hectares no trecho I do Canal do Sertão (2006-2022).

De 2006 a 2022, é observado transições de classes de uso de cobertura do solo para o Trecho I (Figura 22). A floresta manteve 73,5% de sua área original, com transição de mais de 26% para agricultura, mosaico de uso e pastagem. A agricultura conservou apenas 13,8% de sua área, com a maior parte mudando para pastagem (81,3%), e uma porção de 3,3% mudando para mosaico de uso. A pastagem apresentou transições de 17% de sua área para as classes de floresta, mosaico de uso e agricultura. A área não vegetada mostrou pequenas mudanças.

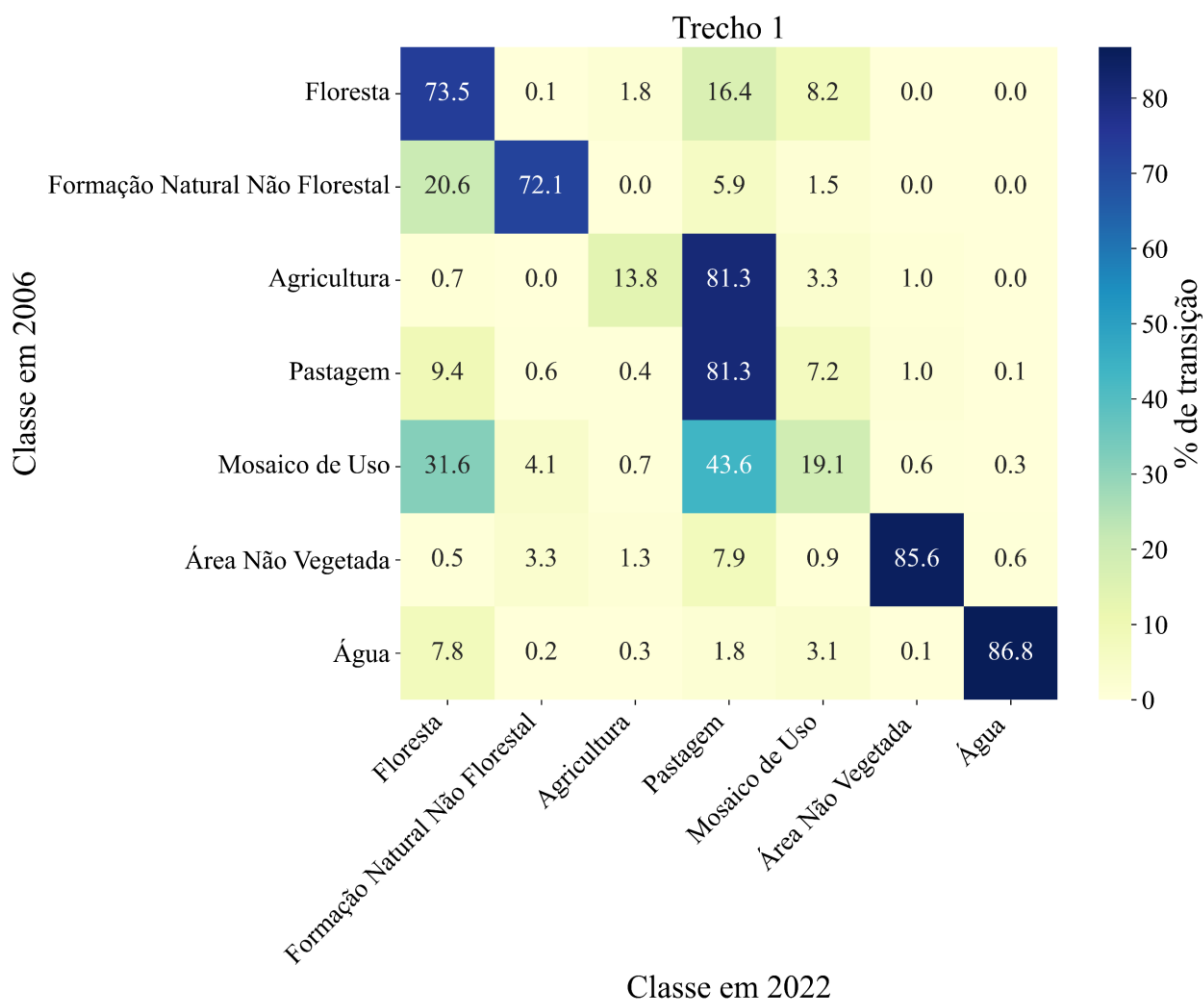


Figura 22. Transição de classes de uso e cobertura do solo - Trecho I.

O trecho II é o menor dos trechos em termo de extensão do canal, com apenas 19 km, onde percebe-se uma predominância das classes de floresta e pastagem (Figura 23). Observa-se que a agricultura permanece com uma área muito pequena. Já a classe "mosaico de uso", que pode incluir parte da agricultura, apresenta uma extensão maior do que as áreas classificadas exclusivamente como agricultura, embora ainda seja pequena em comparação com os demais usos do solo.

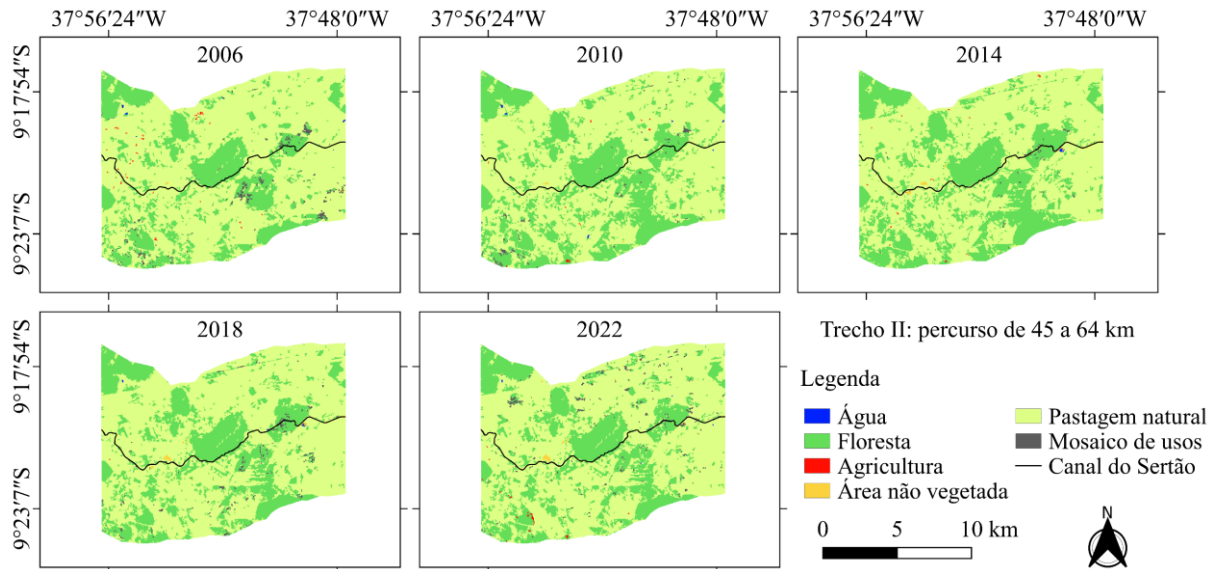


Figura 23. Mapa de uso e cobertura do solo (LULC) para o trecho II do Canal do Sertão: Área Circundante num raio de 5 km para cada lado das margens do canal.

Ao analisar o Trecho II do Canal do Sertão, observou-se que a classe "Agricultura" apresentou uma redução de área após 2013, atingindo seu valor mais baixo em 2018, com 0,6 ha. A partir de 2020, a área começou a se expandir novamente, alcançando 20 ha em 2022 (Figura 24). Essa área de agricultura é bastante pequena e provavelmente não reflete o valor real da região, indicando uma subestimação por parte do modelo MapBiomas. Mosaico de uso inicia com 234 ha em 2006, com sua menor área em 2012 (25,47 ha), e atingindo 275 ha em 2022. A classe "Pastagem" no Trecho II mostrou uma redução até 2013, seguida por um crescimento gradual até 2020, totalizando uma área de 13.086 ha em 2022. De acordo com a análise estatística de Mann-Kendall, as categorias "Agricultura", "Floresta", "Pastagem" e "Mosaico de uso" não apresentaram tendências significativas de aumento ou diminuição ($P > 0,05$), com coeficientes τ de -0,04, -0,12, 0,06 e 0,07, respectivamente.

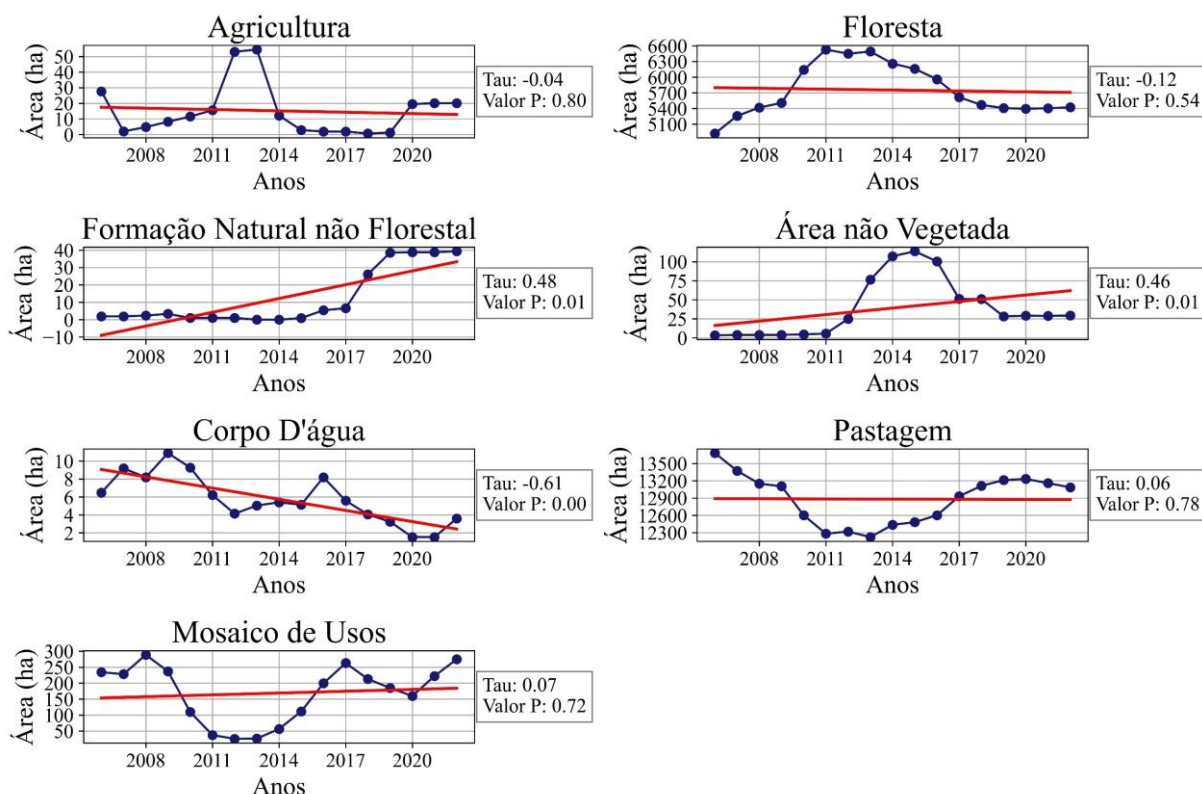


Figura 24. Tendências temporais e análise de Mann-Kendall para classes de uso e cobertura do solo em hectares no trecho II do Canal do Sertão (2006-2022).

Observando a matriz de transição de classes LULC entre 2006 e 2022, se nota que a agricultura manteve apenas 2,9% de sua área, e a maior parte de sua área transformada em pastagem (94,2%) e floresta (2,2%) (Figura 25). A floresta manteve a maior parte de sua área original, com transições quase que exclusivamente apenas para pastagem (17,6%). A pastagem reteve a maior parte de sua área (88,1%), com transição de 10,4 para floresta. A área não vegetada manteve-se completamente estável, sem mudanças para outras classes. Mosaico de uso foi convertido 56,5% e 35,2%, para pastagem e floresta, respectivamente.

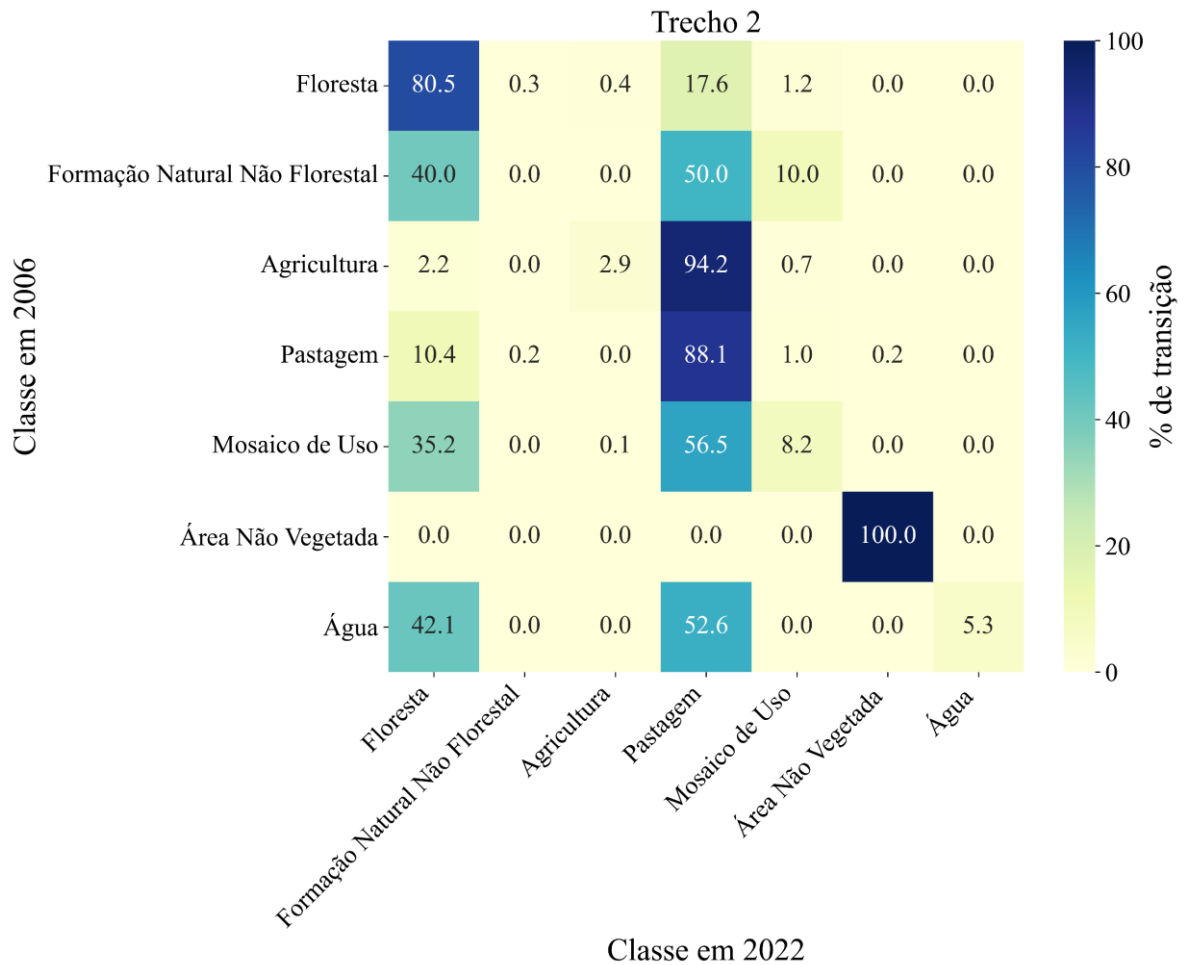


Figura 25. Transição de classes de uso e cobertura do solo - Trecho III.

No trecho III é possível observar uma predominância da classe pastagem, representando quase 90% de toda área. A área de agricultura é quase imperceptível, sendo o trecho II o que apresenta a menor em área de agricultura em relação aos demais trechos (Figura 26). A classe "mosaico de uso", como já mencionado, pode englobar áreas de agricultura e é um pouco mais expressiva, embora ainda seja caracterizada por áreas pequenas. Neste trecho o canal faz uma curva para o sentido sul do mapa, e sua extensão nesse trecho é de 29 km.

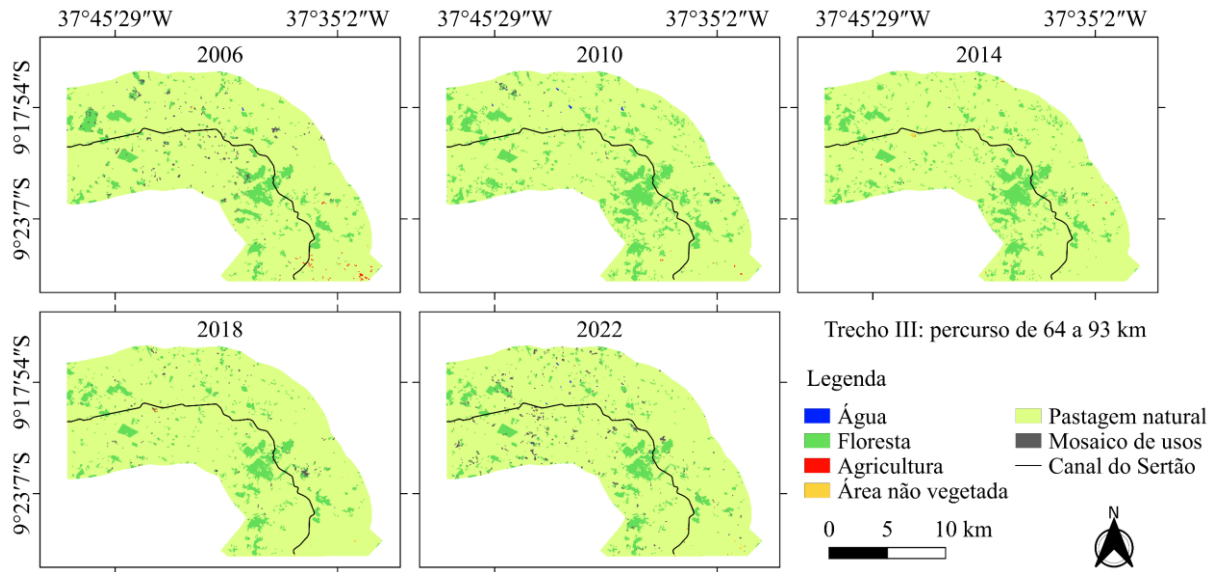


Figura 26. Mapa de uso e cobertura do solo (LULC) para o trecho III do Canal do Sertão: Área Circundante num raio de 5 km para cada lado das margens do canal.

Durante o período de 2006 a 2022, o Trecho III revelou padrões semelhantes aos já apresentados anteriormente (Figura 27). A agricultura apresentou uma tendência significativa de redução ($P < 0,05$). Porém, essa classe representa uma área muito pequena, com seu maior valor sendo 48,5 ha em 2006. A classe "Mosaico de uso" iniciou com 377 ha em 2006, sofreu uma redução até 2011 e, em seguida, apresentou um aumento quase constante até 2022, totalizando 521 ha. No entanto, esse crescimento não foi significativo ($P > 0,05$). A classe "Pastagem" mostrou crescimento, com coeficiente τ de 0,41, e uma tendência estatisticamente significativa ($P < 0,05$).

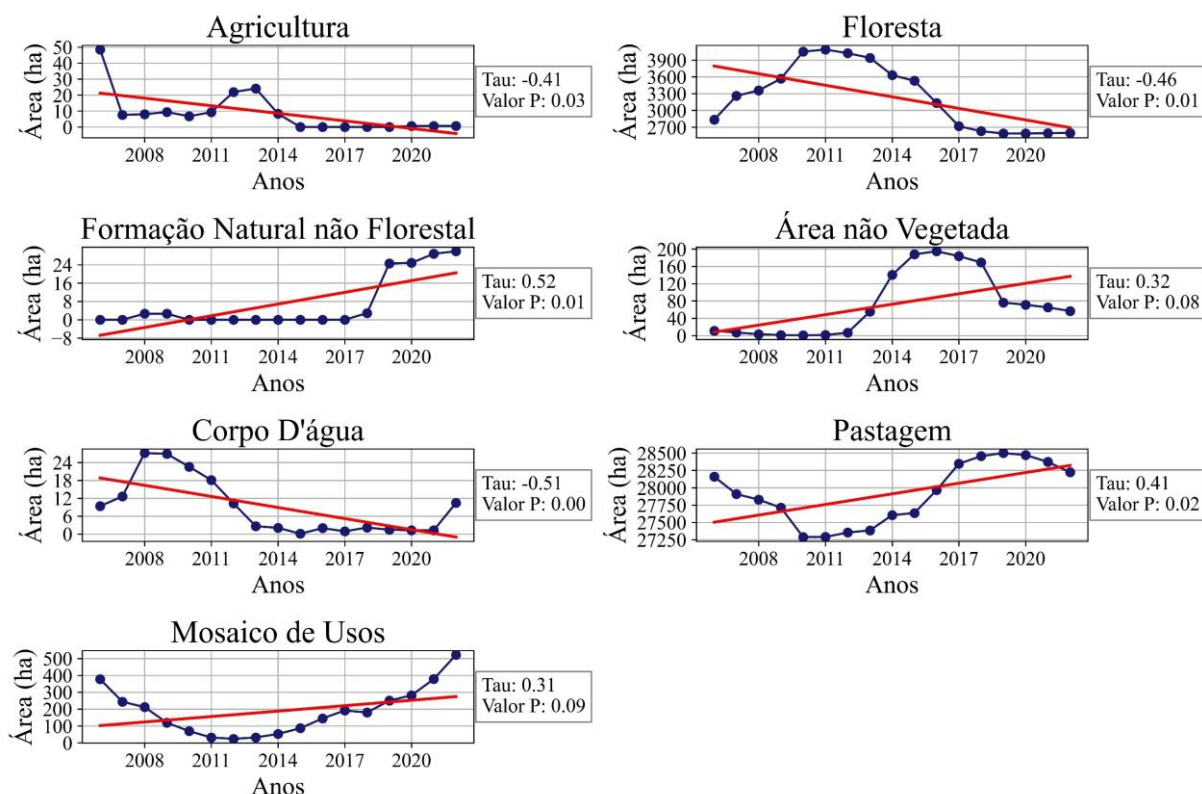


Figura 27. Tendências temporais e análise de Mann-Kendall para classes de uso e cobertura do solo em hectares no trecho III do Canal do Sertão (2006-2022).

As transições de classes de uso de cobertura do solo para o trecho III foram as que apresentaram menor conservação das áreas de 2006 (Figura 28). A agricultura não manteve sua área de 2006, e teve a maior parte de sua área transformada em pastagem (95,8%), com pequenas transições para área não vegetada (4,2%). A floresta manteve a maior parte de sua área original (68,5%), com uma parte convertida em pastagem (28,1%). A “formação natural não florestal” não era uma classe presente no ano de 2006, portando não apresentou dados para análise. A pastagem reteve quase toda sua área, com mínimas mudanças para outras classes. A “área não vegetada” apresentou uma transição de 75,5% para pastagem.

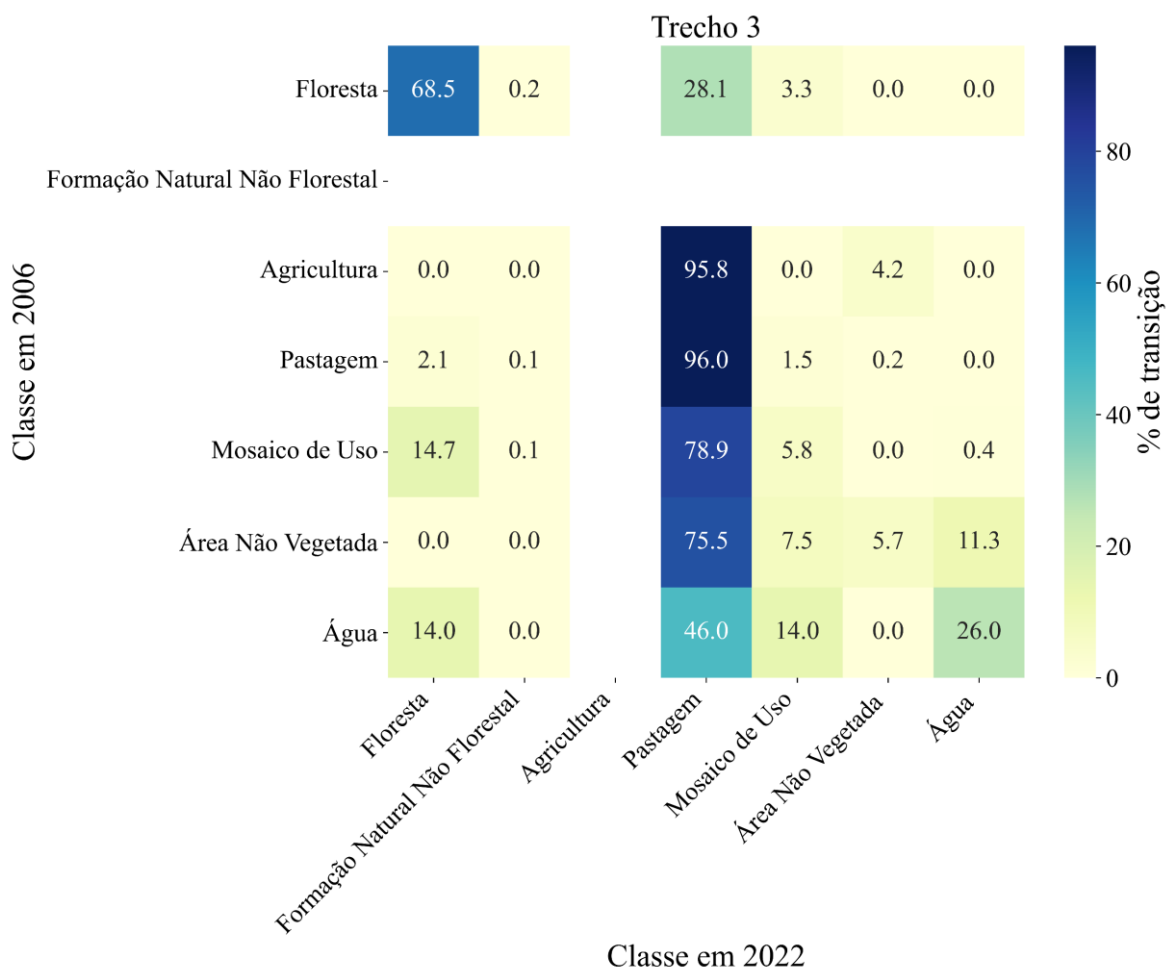


Figura 28. Transição de classes de uso e cobertura do solo - Trecho III.

O trecho IV do canal foi o último a ser construído e entregue, e apresenta uma agricultura anual maior que os trechos II e III segundo os dados do MapBiomias (Figura 29). As características do LULC neste trecho são semelhantes aos demais já apresentados, com predominância da classe pastagem e duas regiões de floresta mais fechada. A agricultura é quase imperceptível. A classe Mosaico de uso apresenta um aumento notável entre os mapas de 2018 e 2022, onde esse aumento da agricultura em 2022 provavelmente estar relacionado a precipitação mais elevada que aconteceu neste ano em todo o estado de Alagoas.

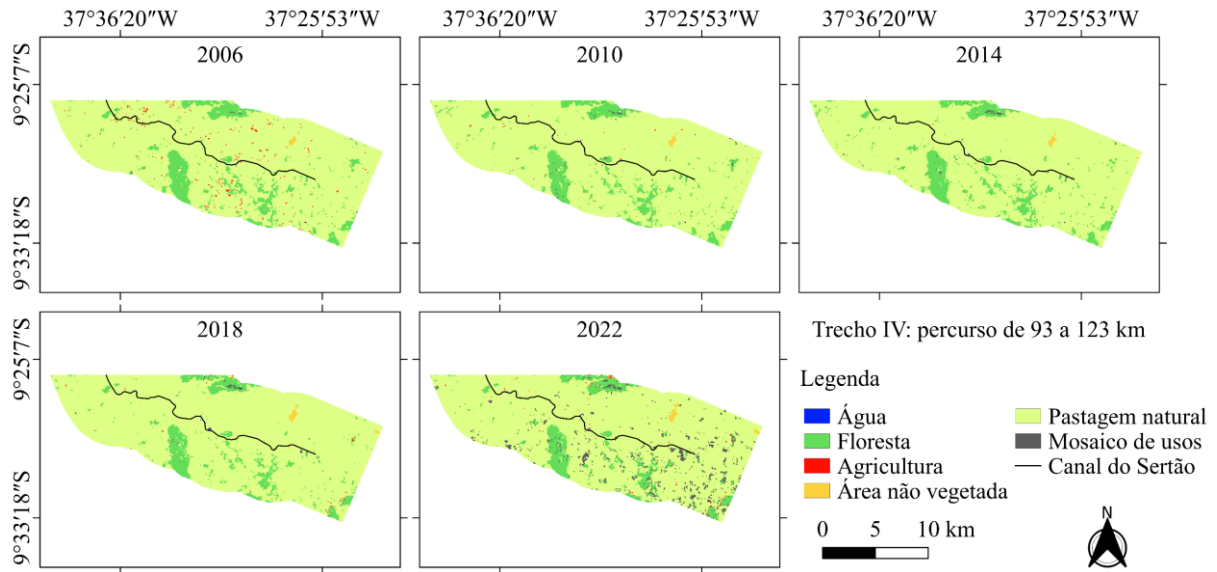


Figura 29. Mapa de uso e cobertura do solo (LULC) para o trecho IV do Canal do Sertão: Área Circundante num raio de 5 km para cada lado das margens do canal.

Entre 2006 e 2022, ocorreram mudanças significativas na distribuição de LULC no Trecho IV (Figura 30). A classe "Agricultura" apresentou crescimento inicial de 2007 a 2012, seguida por diminuição até 2015, e um aumento a partir de 2016, atingindo 54 ha em 2022. A classe "Pastagem" manteve relativa estabilidade até 2020, quando sofreu uma redução acentuada, chegando a 23.241 ha em 2022. Segundo a análise estatística de Mann-Kendall, essa classe não apresentou uma tendência significativa ($P > 0,05$), assim como agricultura. A classe "Mosaico de uso" mostrou tendência de crescimento significativas ($P < 0,05$), tendo uma área maior que a agricultura, atingindo 1057,5 ha em 2022.

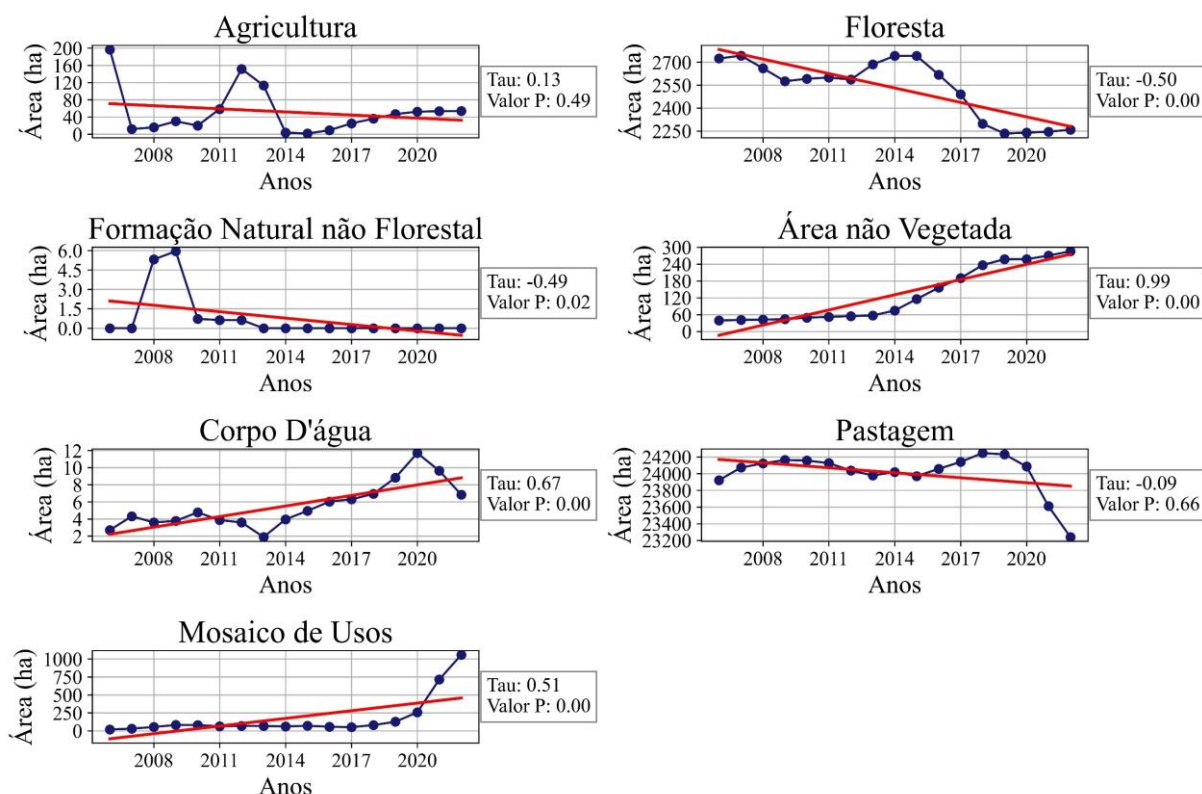


Figura 30. Tendências temporais e análise de Mann-Kendall para classes de uso e cobertura do solo em hectares no trecho IV do Canal do Sertão (2006-2022).

As transições de classes de uso de cobertura do solo para o trecho IV são apresentadas na figura 31. A agricultura teve 97% de sua área transformada em pastagem, e manteve apenas 0,2% da sua área original de 2006. A floresta manteve 73% de sua área original, com 27% de sua área convertida em agricultura, mosaico de uso e pastagem. A “formação natural não florestal” não era uma classe presente no trecho 4, portando não apresentou dados para análise. A pastagem reteve a maior parte de sua área (94,6%), com pequenas mudanças para outras classes. A área não vegetada permaneceu estável, sem mudanças para outras classes.

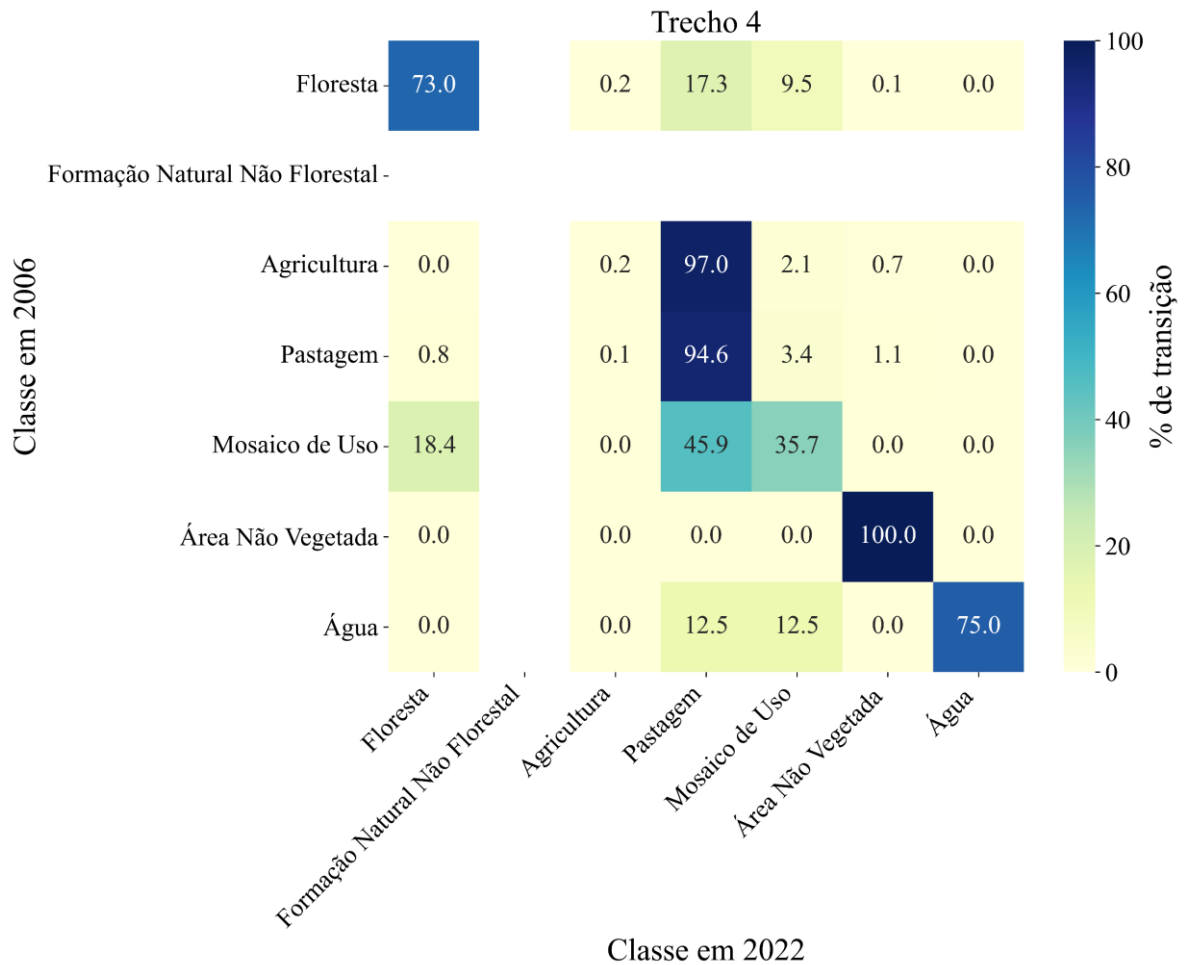


Figura 31. Transição de classes de uso e cobertura do solo - Trecho IV.

Ao comparar os mapas de LULC do MapBiomas com os gerados pelo modelo Random Forest, notam-se grandes diferenças (Figura 32). Isso se deve principalmente a diferenças na resolução espacial e temporal entre o MapBiomas e Random Forest. No Random Forest Foram utilizadas apenas imagens dos meses de outubro a dezembro, correspondentes a parte do período seco da região de estudo. Esse período foi escolhido para identificar as áreas de agricultura irrigada, uma vez que a agricultura de sequeiro é quase inexistente nessa época do ano, devido à falta de água e ao clima extremamente seco e quente. Isso também se reflete na grande presença de áreas não vegetadas nos mapas gerados pelo Random Forest, uma vez que nessa época do ano, a vegetação de Caatinga no Nordeste do Brasil tende a perder todas as suas folhas, transformando a paisagem no sertão alagoano.

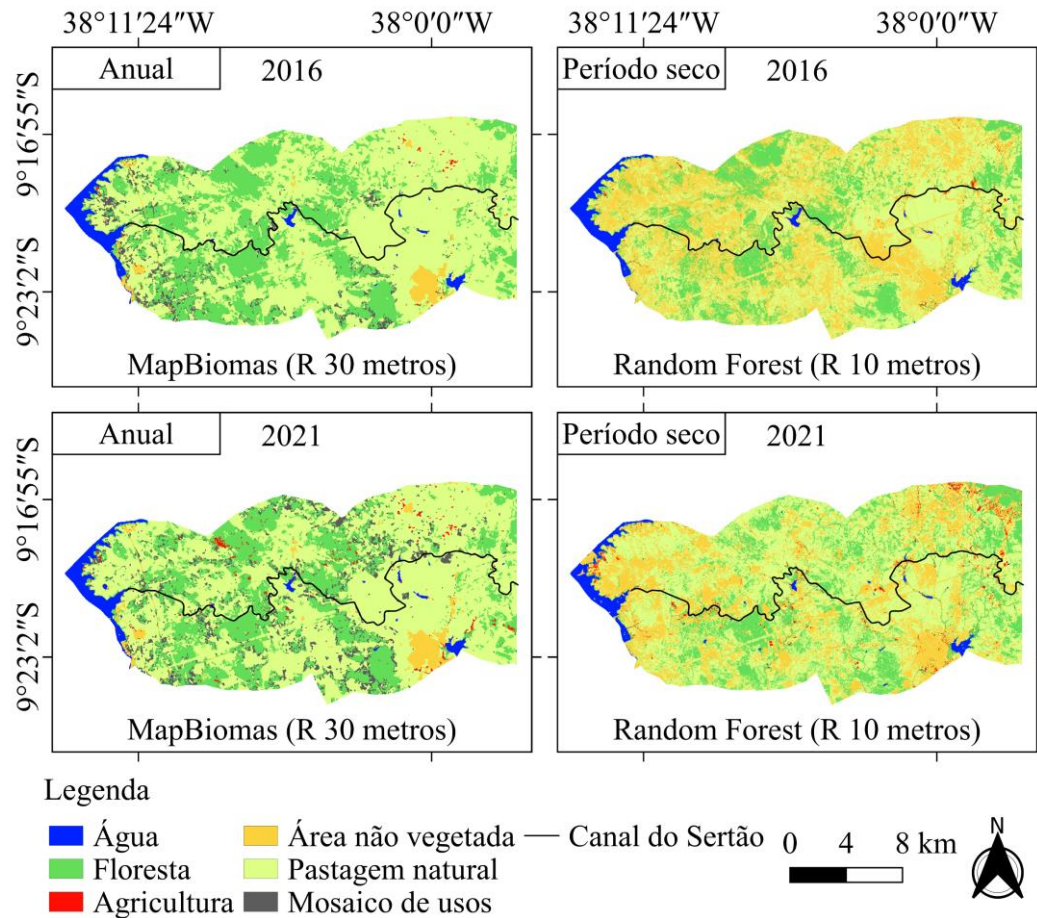


Figura 32. Comparação entres os mapas LULC do MapBiomas e Random Forest para os anos de 2016 e 2021 do trecho I do Canal do Sertão.

4.4 Análise temporal e espacial das áreas irrigadas (Random Forest)

Os mapas LULC gerados a partir do modelo Random Forest apresentam características bem distintas dos mapas do MapBiomas, devido a sua diferença de escala tanto temporal quanto a resolução espacial. O MapBiomas trabalha em escala anual e com resolução de 30 metros, enquanto o Random Forest usa imagens Sentinel-2 trimestrais de outubro a dezembro (período seco na região), com resolução de 10 metros. Isso se reflete na predominância de solo expostos e áreas não vegetadas representado pela cor amarela (Figura 33). As áreas de agricultura irrigada são pequenas e de difícil visualização, concentradas principalmente próximas as margens do canal. No nordeste do mapa, encontra-se uma região com maior área classificada como agricultura irrigada, mais distante do canal. Porém, essas áreas são baixadas com acúmulo de umidade no solo, constatado através das visitas de campo, e representam uma limitação do modelo devido à confusão espectral entre essa vegetação natural de áreas úmidas e as áreas irrigadas. Os anos de 2016 e 2018 foram os anos com maior quantidade de solo exposto no trecho I do Canal. A classe floresta apresentou grandes variações anuais, característica normal

para a vegetação de Caatinga. É possível notar um aumento significativo no ano de 2020 para as florestas nativas, devido ao aumento da precipitação que ocorreu neste ano.

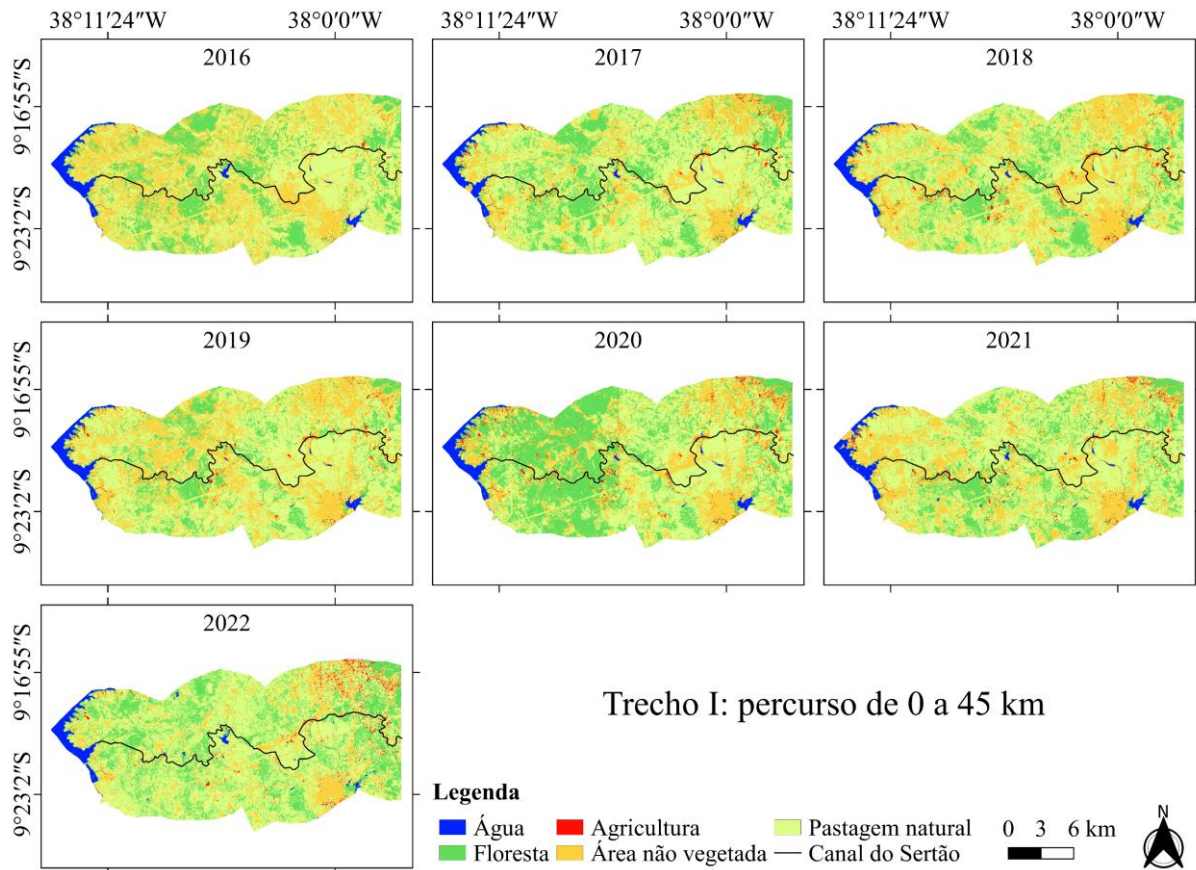


Figura 33. Mapa de Uso e Cobertura da Terra (LULC) gerado pelo modelo Random Forest para o Trecho I do Canal do Sertão: Área Circundante num Raio de 5 km das Margens.

Ao observar as áreas em hectares para cada classe do trecho I do Canal do Sertão, constata-se uma tendência significativa de aumento da agricultura irrigada entre os anos de 2016 e 2022 ($P < 0,05$), com um coeficiente τ de 0,71 (Figura 34). Em 2016 as áreas de agricultura irrigada identificadas no trecho I do canal pelo modelo Random Forest foram de 101 ha, e atingiram seu pico máximo em 2022 com 918 ha. Pastagem e florestas apresentaram um pequeno crescimento para este trecho do canal, ambos não significativos ($P > 0,05$).

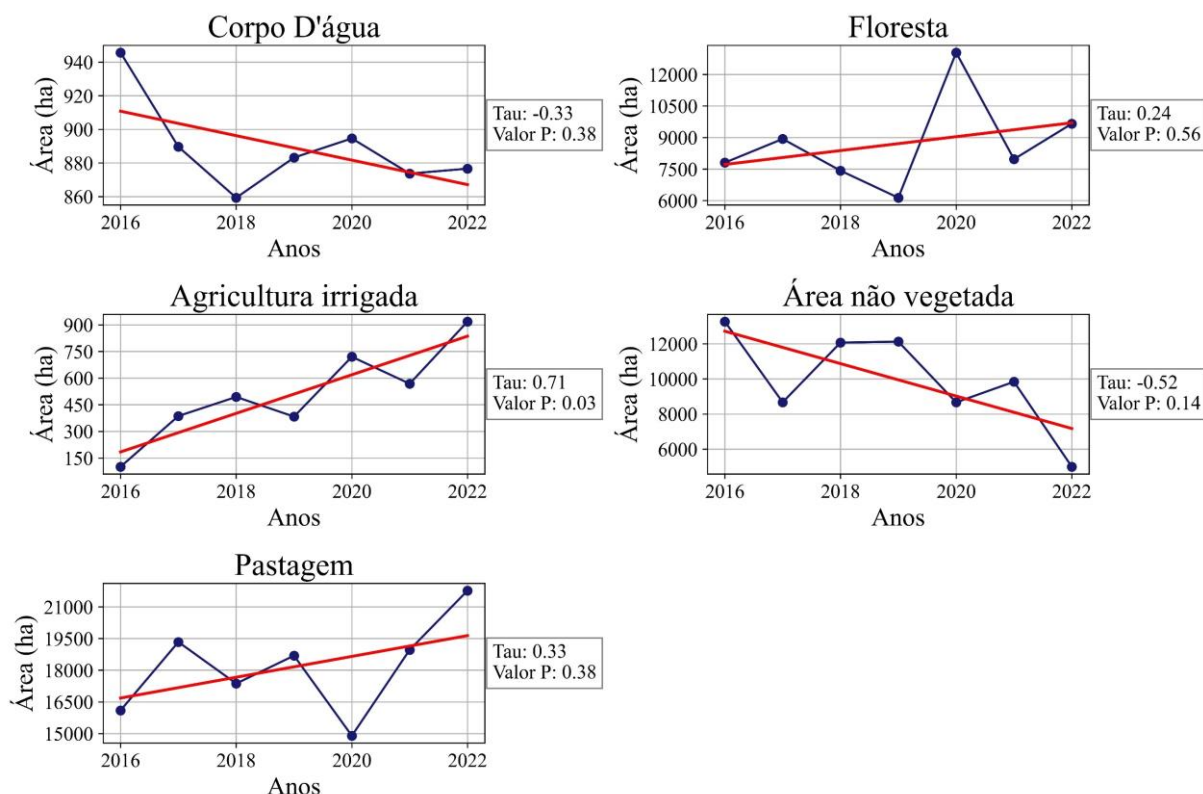


Figura 34. Tendências Temporais e Análise de Mann-Kendall para Classes de Uso e Cobertura do Solo em Hectares gerado pelo modelo Random Forest no Trecho I do Canal do Sertão (2016-2022).

O trecho II do canal apresenta uma predominância das classes de floresta e pastagem (Figura 35). Assim como no trecho anterior, as áreas de agricultura irrigada são pequenas e se concentram mais próximas da margem do canal. A agricultura irrigada era menor que 30 ha em 2016, sendo possível observar seu crescimento nos anos seguintes. O ano de 2022 apresenta áreas de agricultura irrigada distantes da margem do canal. Esse ano também se caracteriza por uma maior precipitação, o que pode ter provocado um maior acúmulo de umidade no solo, consequentemente gerando confusão espectral, assim como observado no trecho I.

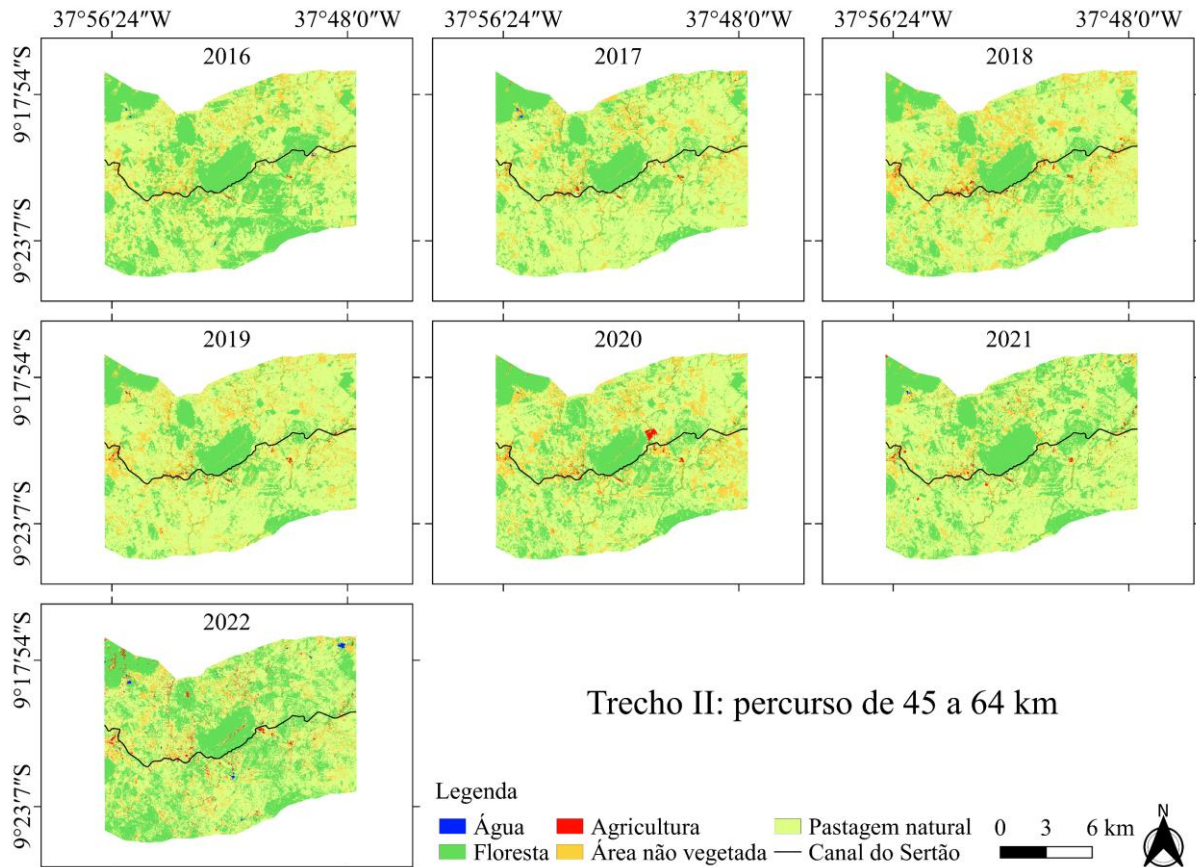


Figura 35. Mapa de Uso e Cobertura da Terra (LULC) gerado pelo modelo Random Forest para o Trecho II do Canal do Sertão: Área Circundante num Raio de 5 km das Margens.

A agricultura irrigada vem crescendo neste trecho II do canal, com uma tendência significativa segundo a análise estatística de Mann-Kendall, com τ de 0,90 e valor $P < 0,05$ (Figura 36). O modelo Random Forest identificou uma área aproximada de 29 ha de agricultura irrigada em 2016, com significativo aumento dessa área até o ano de 2022, chegando a aproximadamente 429 ha. A pastagem nesse trecho do canal não apresentou tendência significativa de crescimento ou diminuição segundo a análise de Mann-Kendall ($P > 0,05$).

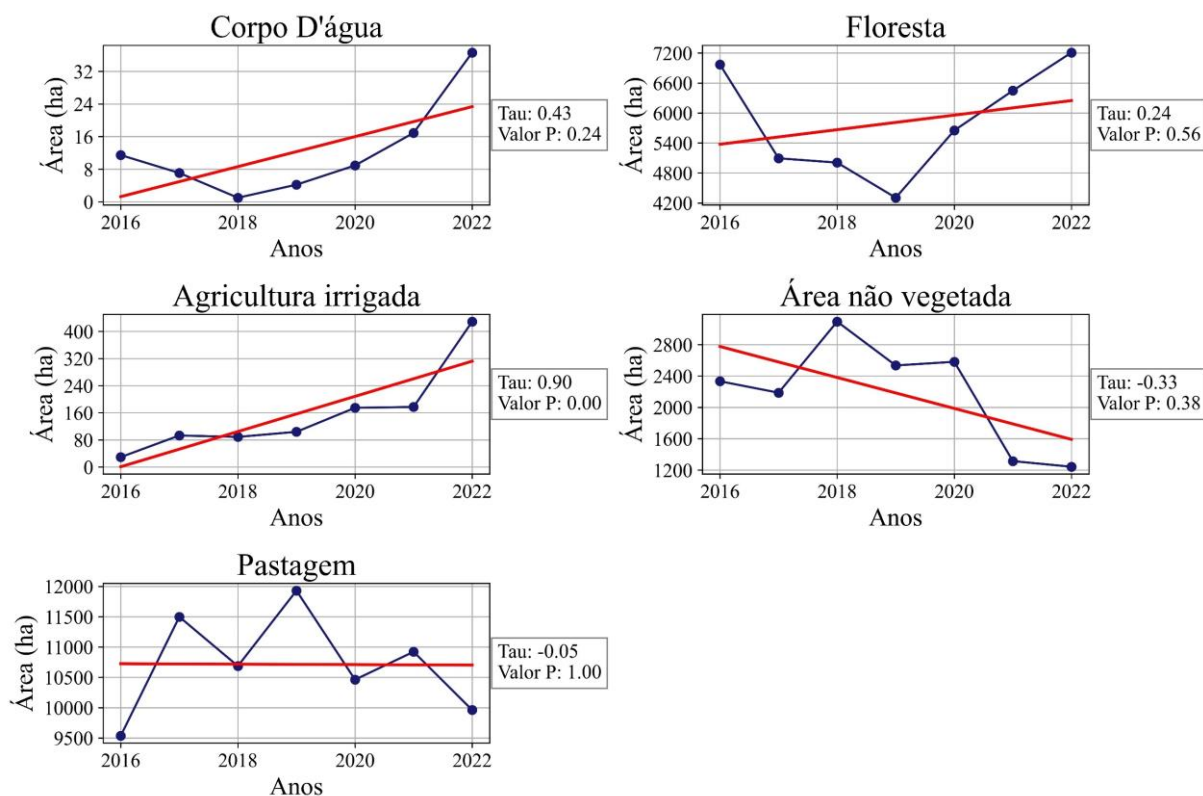


Figura 36. Tendências Temporais e Análise de Mann-Kendall para Classes de Uso e Cobertura do Solo em Hectares gerado pelo modelo Random Forest no Trecho II do Canal do Sertão (2016-2022).

No trecho III do canal predomina a classe de pastagem (Figura 37). As áreas de agricultura irrigada seguem o mesmo padrão dos trechos I e II, com áreas pequenas e próximas as margens do canal. Este trecho apresenta uma área irrigada total maior em comparação ao segundo. No entanto, como a área total também é mais extensa, isso justifica a diferença. Nota-se que a região sudeste do mapa apresenta grandes áreas não vegetadas, e esse problema se destacou mais no ano de 2018, mas vem diminuindo gradativamente nos anos seguintes. Essas áreas podem ter potencial para agricultura irrigada, dependendo de fatores como relevo e características do solo, podendo se tornar locais onde a irrigação se intensifique no futuro.

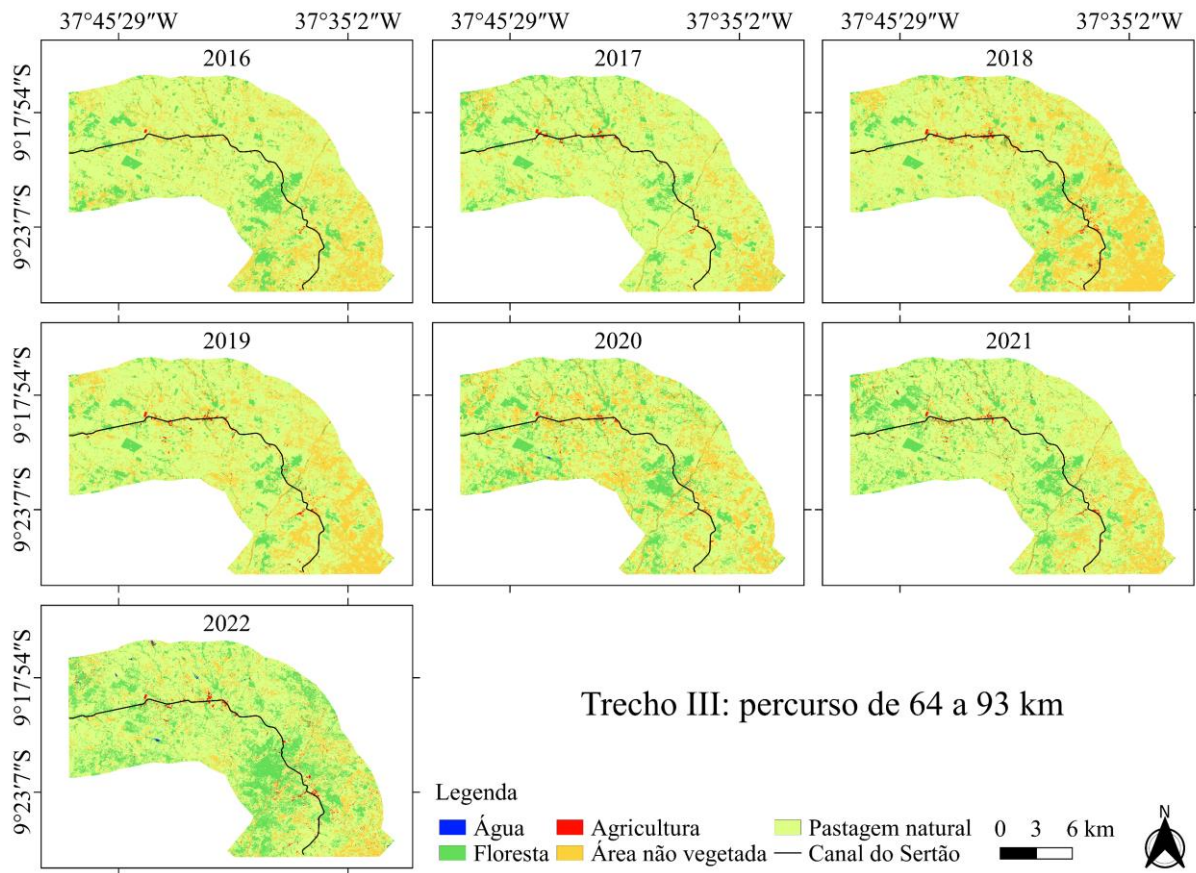


Figura 37. Mapa de Uso e Cobertura da Terra (LULC) gerado pelo modelo Random Forest para o Trecho III do Canal do Sertão: Área Circundante num Raio de 5 km das Margens.

A classe agricultura irrigada apresentou tendência de crescimento significativa neste trecho do canal ($P < 0,05$), apresentando τ igual a 1, com um crescimento constante, passando de 38 ha em 2016 para aproximadamente 491 ha em 2022 (Figura 38). A pastagem não apresentou tendência significativa de crescimento ou diminuição pela análise estatística de Mann-Kendall ($P > 0,05$).

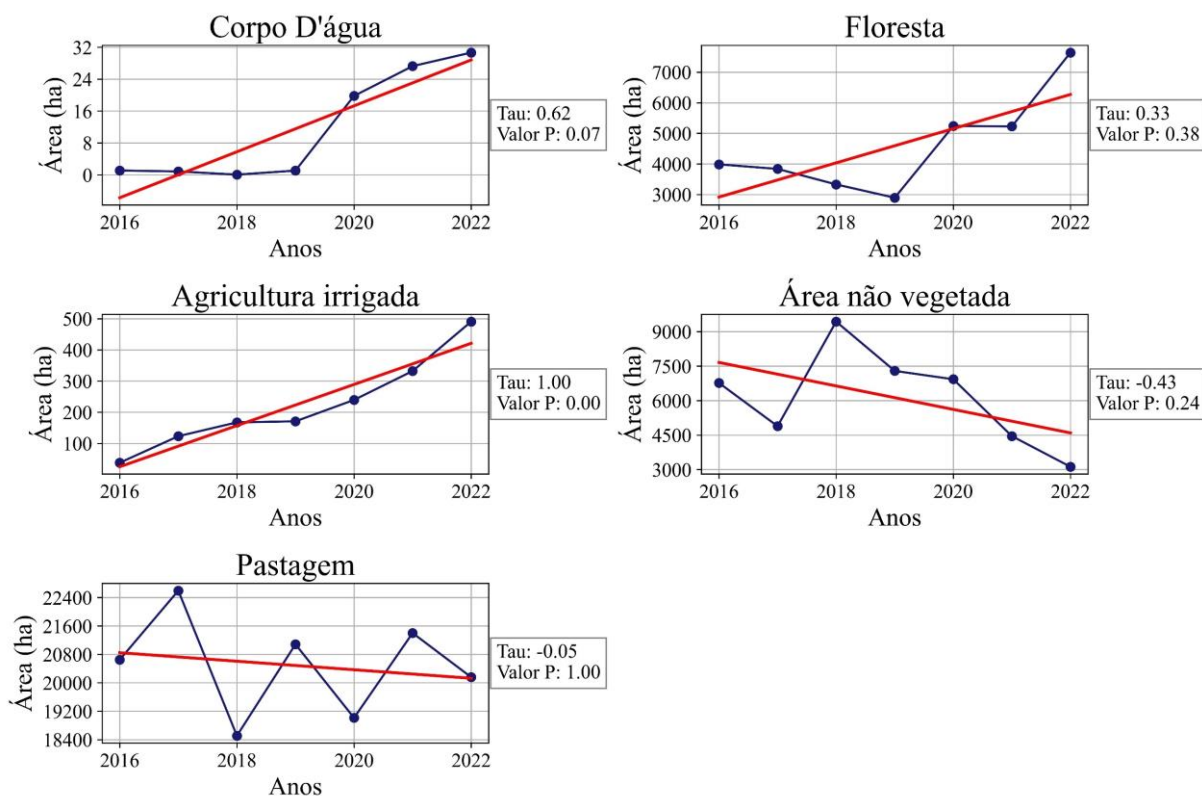


Figura 38. Tendências Temporais e Análise de Mann-Kendall para Classes de Uso e Cobertura do Solo em Hectares gerado pelo modelo Random Forest no Trecho III do Canal do Sertão (2016-2022).

Neste trecho IV do canal do Sertão (Figura 39) é possível visualizar a continuidade das áreas que solo não vegetado que se inicia no sudeste dos mapas do trecho III (Figura 37). Este trecho do canal apresenta a menor área de agricultura irrigada, característica justificada por ter sido o último trecho do canal a ser inaugurado. Observam-se pequenas áreas irrigadas ao longo da margem do canal. A vegetação de floresta mais densa permanece praticamente inalterada, evidenciando que a expansão da agricultura irrigada não tem interferido nessa vegetação nativa durante o período avaliado. A alteração na classe de floresta está mais relacionada às variações na precipitação ao longo dos anos.

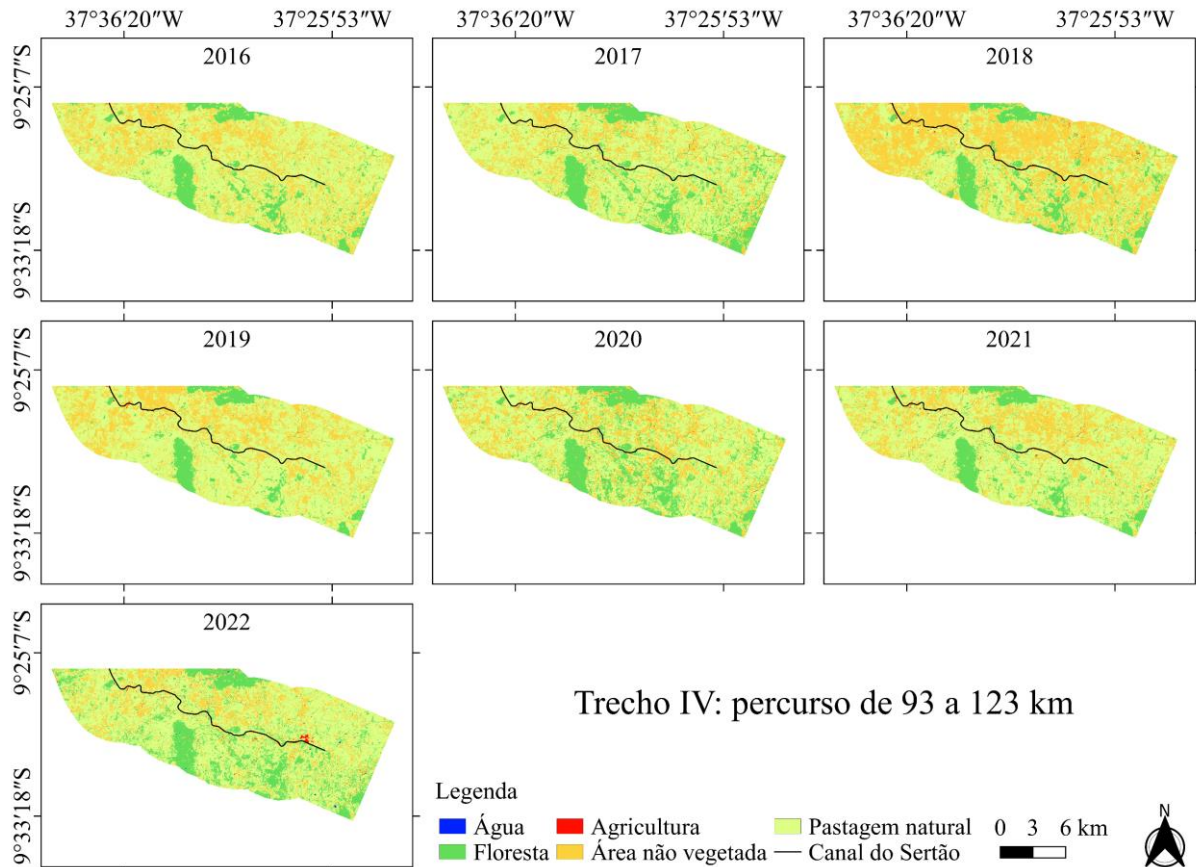


Figura 39. Mapa de Uso e Cobertura da Terra (LULC) gerado pelo modelo Random Forest para o Trecho IV do Canal do Sertão: Área Circundante num Raio de 5 km das Margens.

Assim como nos trechos anteriores, a agricultura irrigada vem crescendo de forma significativa ao longo dos anos avaliados ($P < 0,05$), passando de 8 ha em 2016 para aproximadamente 273 em 2022, um coeficiente τ de 0,81 (Figura 40). A classe pastagem apresentou um pequeno crescimento, porém não significativo ($P > 0,05$).

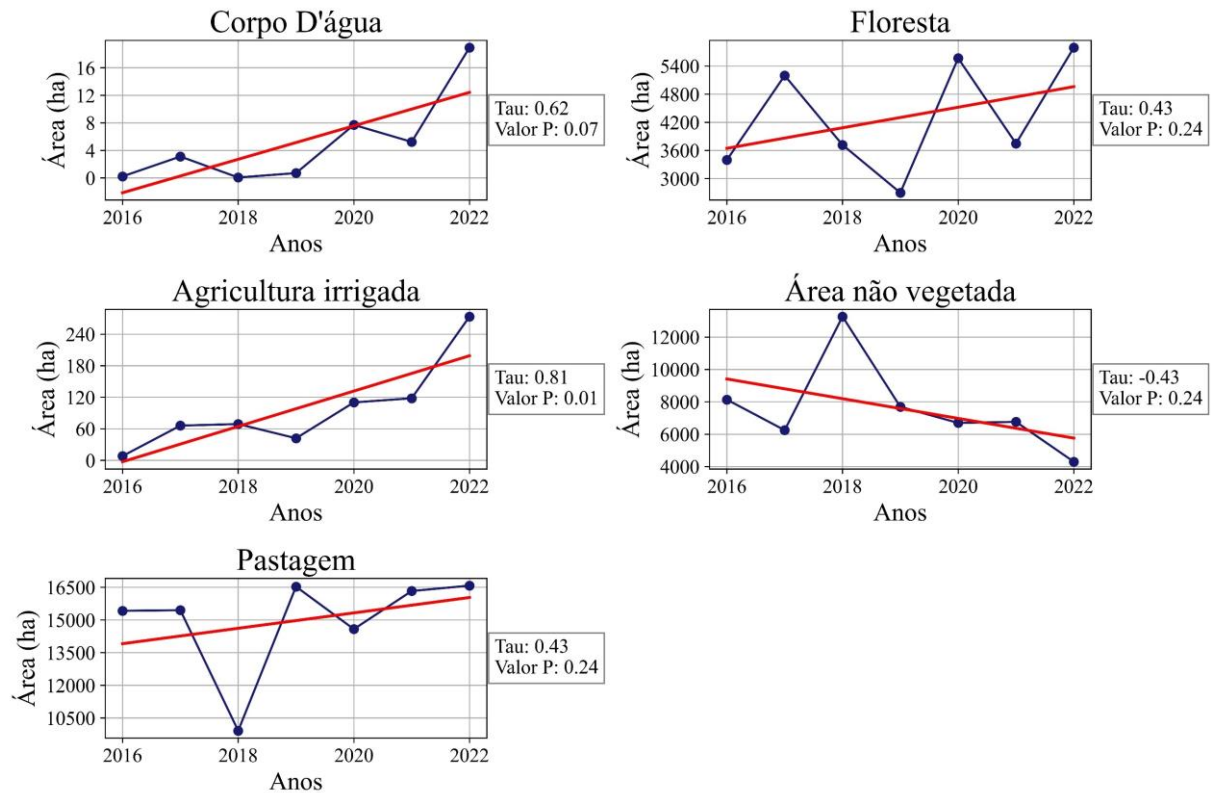


Figura 40. Tendências Temporais e Análise de Mann-Kendall para Classes de Uso e Cobertura do Solo em Hectares gerado pelo modelo Random Forest no Trecho IV do Canal do Sertão (2016-2022).

Ao avaliarmos a agricultura irrigada total de todos os trechos do canal, confirmamos o crescimento significativo dessa classe ao longo dos anos ($P < 0,05$), com τ de 0,81 (Figura 41). No ano de 2016, a agricultura irrigada total identificada pelo modelo foi de aproximadamente 176 ha, e em 2022 atingiu o pico de 2.111 ha. Nos sete anos avaliados, somente os anos de 2019 e 2021 apresentaram redução nas áreas de agricultura irrigada em relação ao seu ano anterior. Esses resultados mostram a influência positiva do canal no aumento da agricultura irrigada na região semiárida de Alagoas.

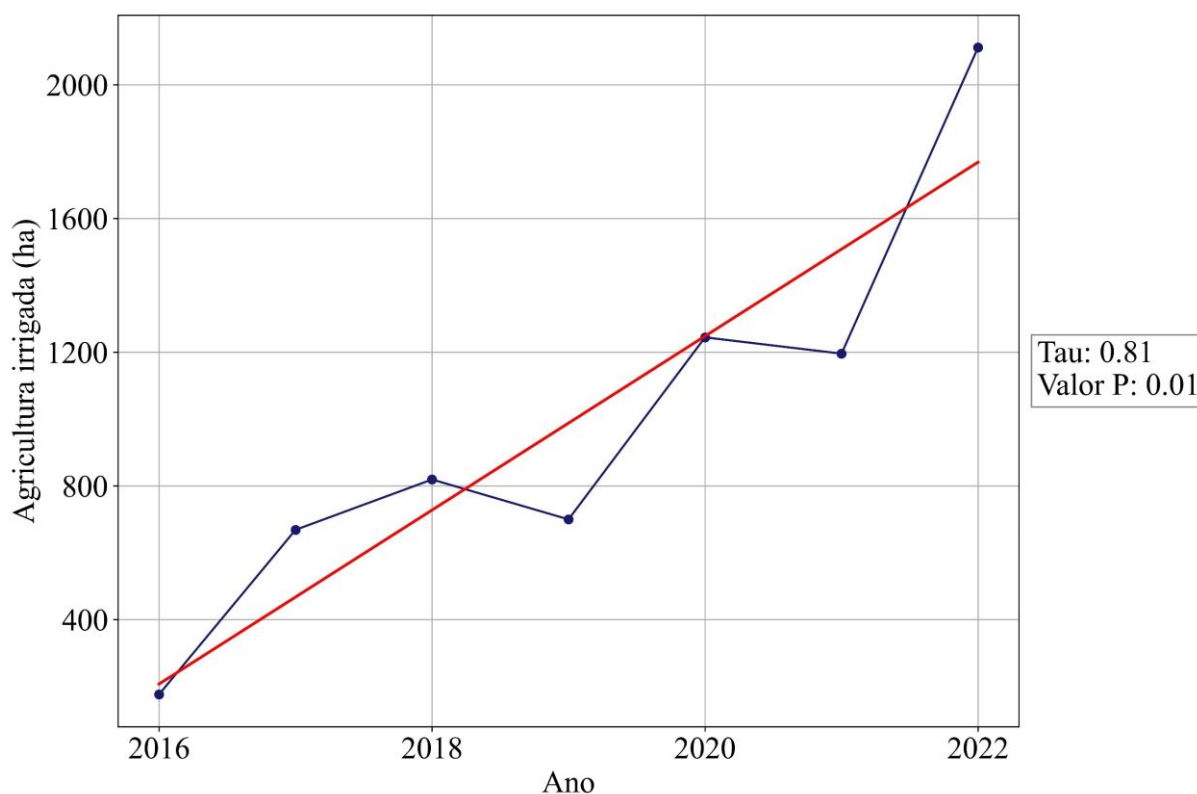


Figura 41. Tendência Temporal e Análise de Mann-Kendall para a classe de agricultura em Hectares gerado pelo modelo Random Forest para todos os quatro trechos do Canal do Sertão (2016-2022).

Um ponto constatado é que a área de influência do canal ainda é curta, devido às limitações de manejo, gestão e incentivos políticos no desenvolvimento local da agricultura irrigada. Por isso, foi feita uma quantificação das áreas somente dentro de um raio de 2 km para cada lado da margem do canal, com o objetivo de quantificar exclusivamente a agricultura irrigada com água proveniente do Canal do Sertão.

Ao quantificar as áreas de agricultura irrigada dentro desse raio de aproximadamente 2 km para cada lado da margem do canal, chegou-se ao valor total aproximado de 106 ha de agricultura irrigada no ano de 2016, e alcançando um total de aproximadamente 951 ha em 2022, crescimento significativo ($P < 0,05$), com τ de 0,81, segundo a análise estatística de Mann-Kendall (Figura 42). Esses dados mostram que o canal influenciou de forma positiva o aumento da agricultura irrigada, disponibilizando água para os pequenos produtores próximos as margens do canal.

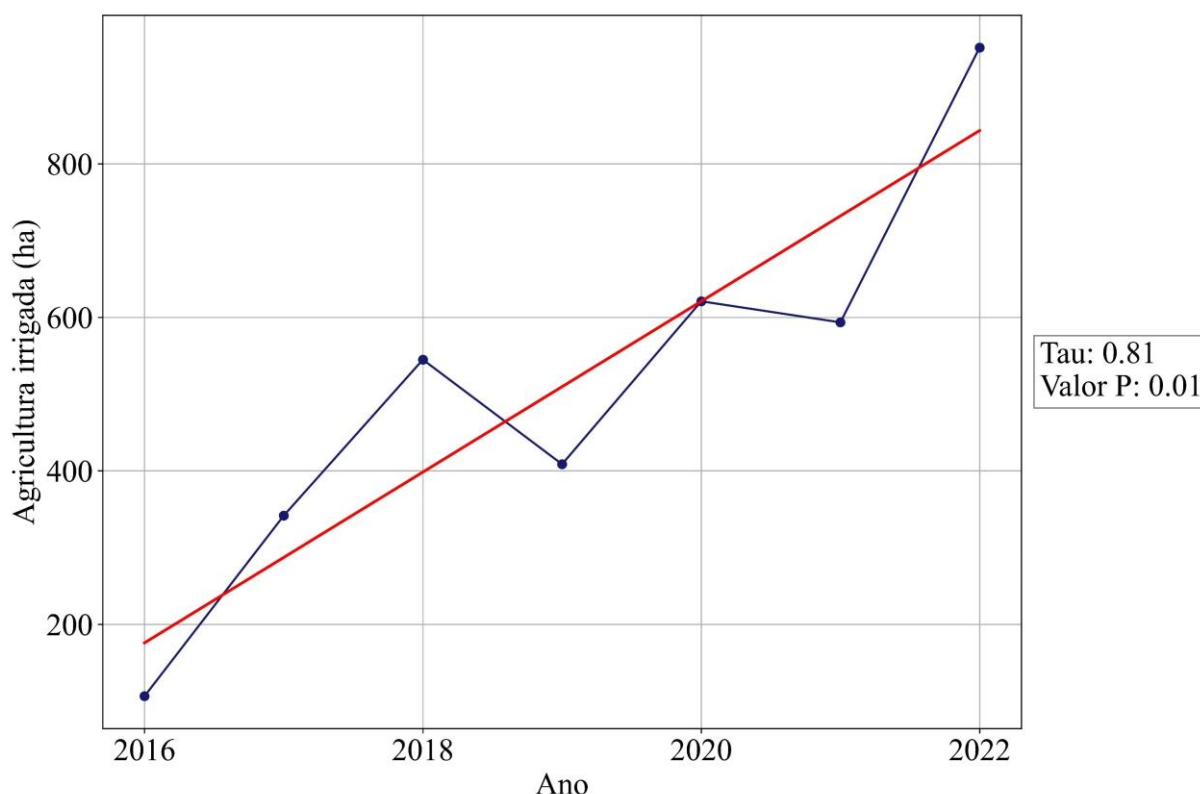


Figura 42. Tendência Temporal e Análise de Mann-Kendall para a classe de agricultura em Hectares gerado pelo modelo Random Forest num raio de 2 km para cada lado de todos os quatro trechos do Canal do Sertão (2016-2022).

4.5 Variações sazonais de precipitação: Comparação entre períodos chuvosos e secos

Ao avaliar os mapas de precipitação acumulada anual gerados com dados do modelo TerraClimate, foi possível identificar os anos mais chuvosos e secos durante o período estudado, com o objetivo de analisar a influência da precipitação nos resultados do LULC gerados pelo modelo Random Forest. Os anos de 2020 e 2022 foram os mais chuvosos, com precipitação acumulada nas áreas próximas ao Canal do Sertão variando entre 700 até mais de 1000 mm por ano (Figura 43). Esses dados estão relacionados aos mapas de LULC, que mostraram um aumento nas áreas de floresta nesses mesmos anos, além de uma diminuição nas áreas não vegetadas. Em contraste, 2016 e 2018 foram anos secos, resultando no aumento das áreas de solo exposto (i.e., áreas não vegetadas) em todos os trechos do canal do Sertão. A análise dos mapas de precipitação mensal de outubro, novembro e dezembro indica que, em 2022, a precipitação média mensal foi de 21,56 mm, 98,49 mm e 50,77 mm, respectivamente, valores superiores aos registrados em 2020, que foram de 12,66 mm, 40,97 mm e 27,67 mm. Porém, 2020 teve uma área de floresta maior do que 2022. A justificativa para esse comportamento seria o filtro de nuvens utilizados, pois os meses de novembro e dezembro de 2022 apresentaram

grandes porcentagem de cobertura por nuvens, e o mosaico de imagens sentinel-2 desse ano foi gerado com imagens de outubro, mês mais seco entre os três meses desse ano. Já em 2020 a chuva ocorreu em novembro, e não foi muito intensa, mas suficiente para influencia a vegetação de floresta Caatinga, que responde muito rápido a precipitação, e o mosaico desse ano sendo gerado com imagens dos três meses avaliados.

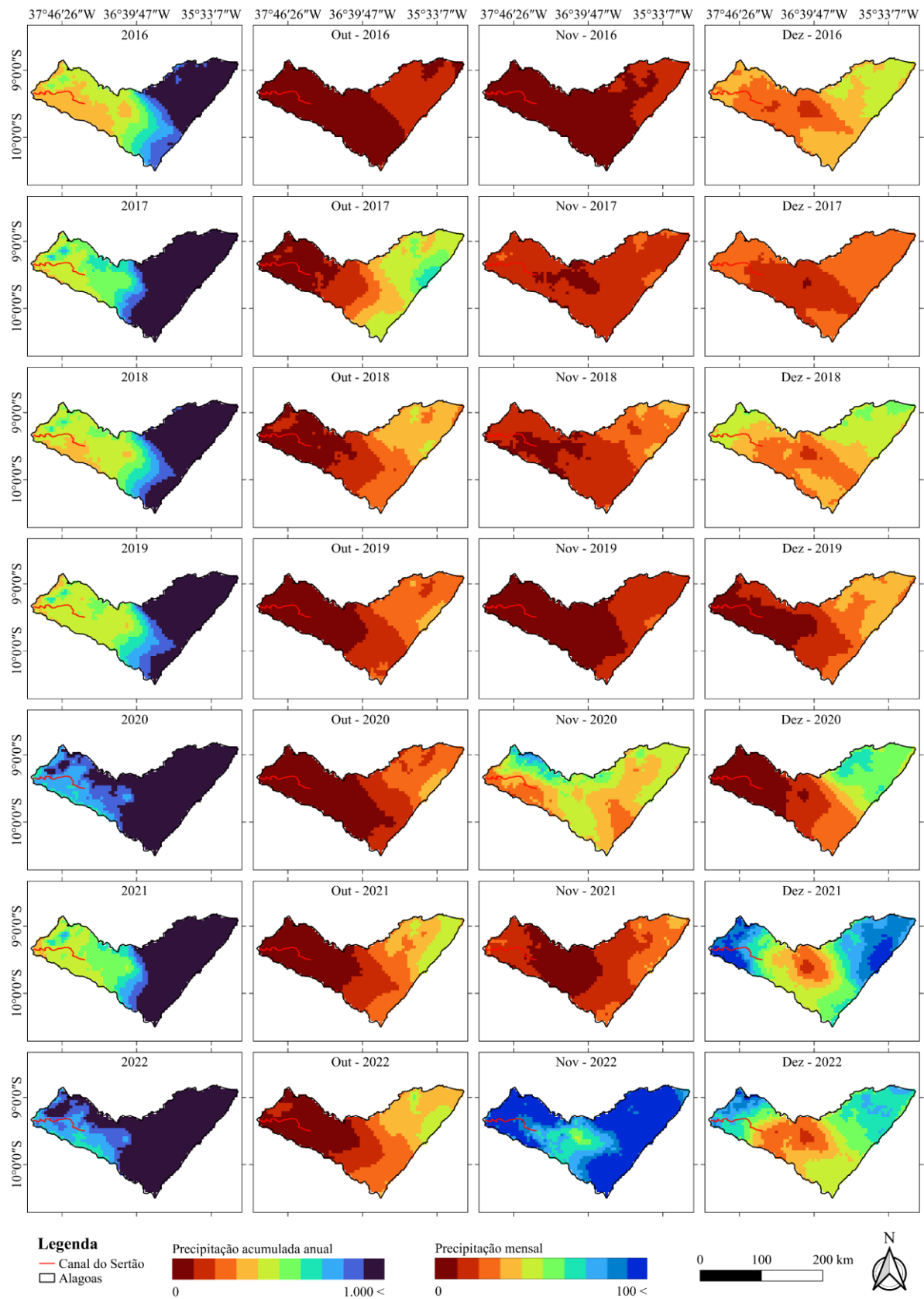


Figura 43. Mapas de precipitação acumulada anual do modelo TerraClimate para o estado de Alagoas entre os anos de 2016 e 2022.

Foi realizado a análise de uso e cobertura do solo para o período chuvoso do ano de 2021. Os demais anos apresentaram grande cobertura de nuvens nessa época do ano, o que impediu a execução eficiente da metodologia de classificação supervisionada. No ano de 2021, somente o mês de julho apresentou imagens com poucas nuvens, sendo este o mês escolhido para análise do período chuvoso. Os mapas de LULC mostram grandes áreas de agricultura tanto em condição de sequeiro quanto irrigada, em todos os trechos do canal (Figura 44). Do lado direito da Figura 44 podemos ver os mapas LULC para o período seco deste mesmo ano, e observa-se pequenas áreas de agricultura. Essa agricultura presente no período seco, seriam as áreas de agricultura irrigada da região, onde a irrigação possibilita o cultivo agrícola nessa época seca e de baixos índices pluviométricos. Ao analisar esses dois períodos contrastantes, nota-se que a predominância na região é de agricultura de sequeiro, mostrada nos mapas da esquerda pela cor vermelha. Já a agricultura irrigada são áreas muito pequenas e pontuais, próximas as margens do Canal do Sertão. Isso mostra que a área de influência do canal ainda é pequena; porém, com potencial para o aumento e desenvolvimento da agricultura irrigada no sertão alagoano.

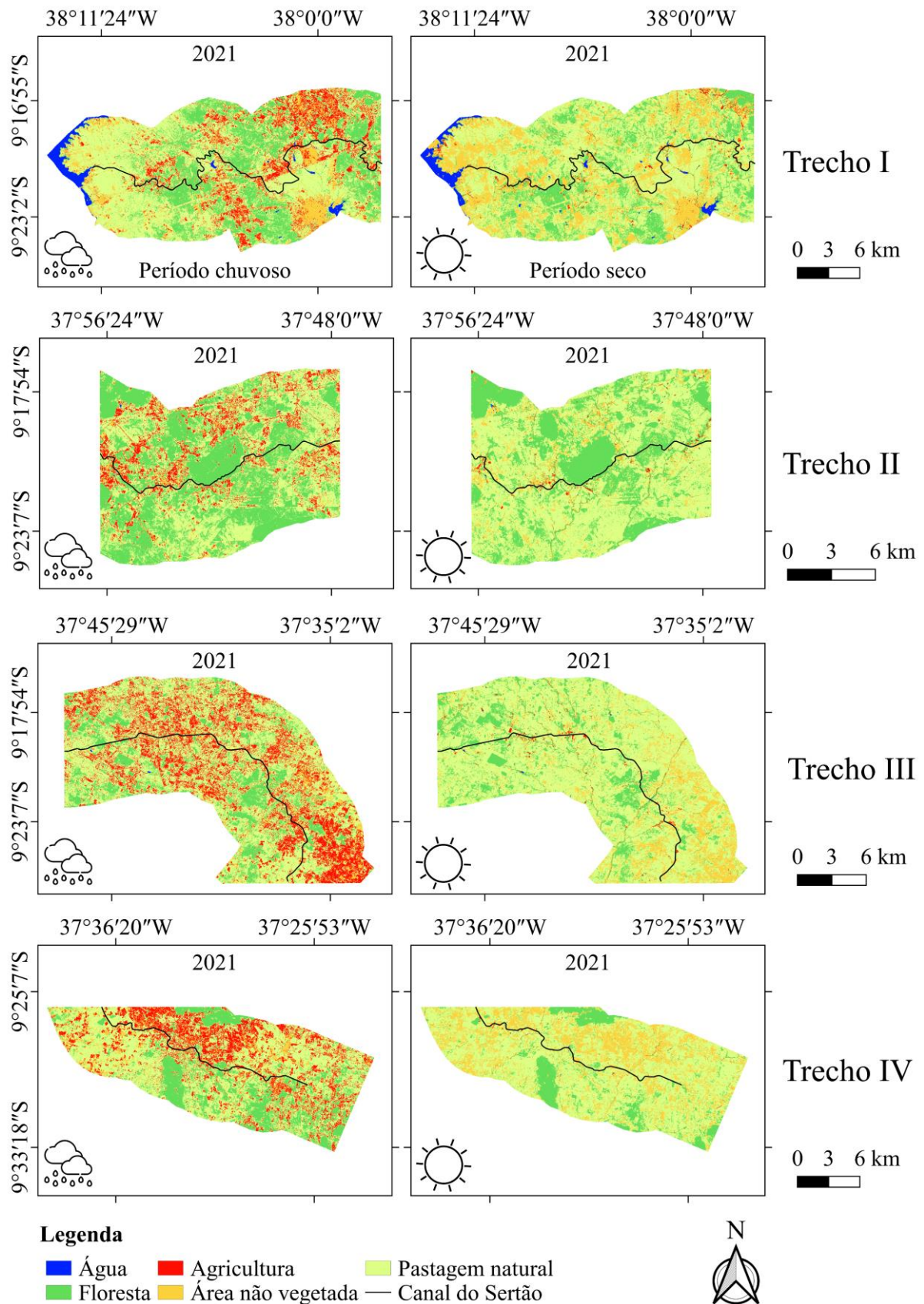


Figura 44. Mapas de uso e cobertura do solo do modelo Random Forest para o período chuvoso e seco de 2021 nos quatro trechos do Canal do Sertão.

A Figura 45 apresenta o contraste da vegetação da caatinga entre o período chuvoso e seco em uma pequena área do trecho I do Canal do Sertão. No primeiro mapa a vegetação apresenta coloração verde e aspecto mais sadio, e isso se reflete no mapa LULC deste mesmo período gerado pelo modelo Random Forest. O mapa LULC apresenta maior área de floresta agricultura. As áreas de solo exposto (áreas não vegetadas) são pontuais nesta época e apresentam formatos geométricos bem definidos, onde provavelmente eram áreas de agricultura de sequeiro que já foi colhida e o solo se encontra exposto, ou áreas sendo preparadas para o plantio. Em contrapartida, o mapa do período seco apresenta uma coloração de tons terrosos, com pouca vegetação, sendo essa vegetação mais aberta e espaçada, e consequentemente maior solo exposto. A classe de solo exposto se destaca bastante no mapa LULC do período seco, onde as áreas que antes tinham agricultura foram colhidas e o solo se encontra descoberto.

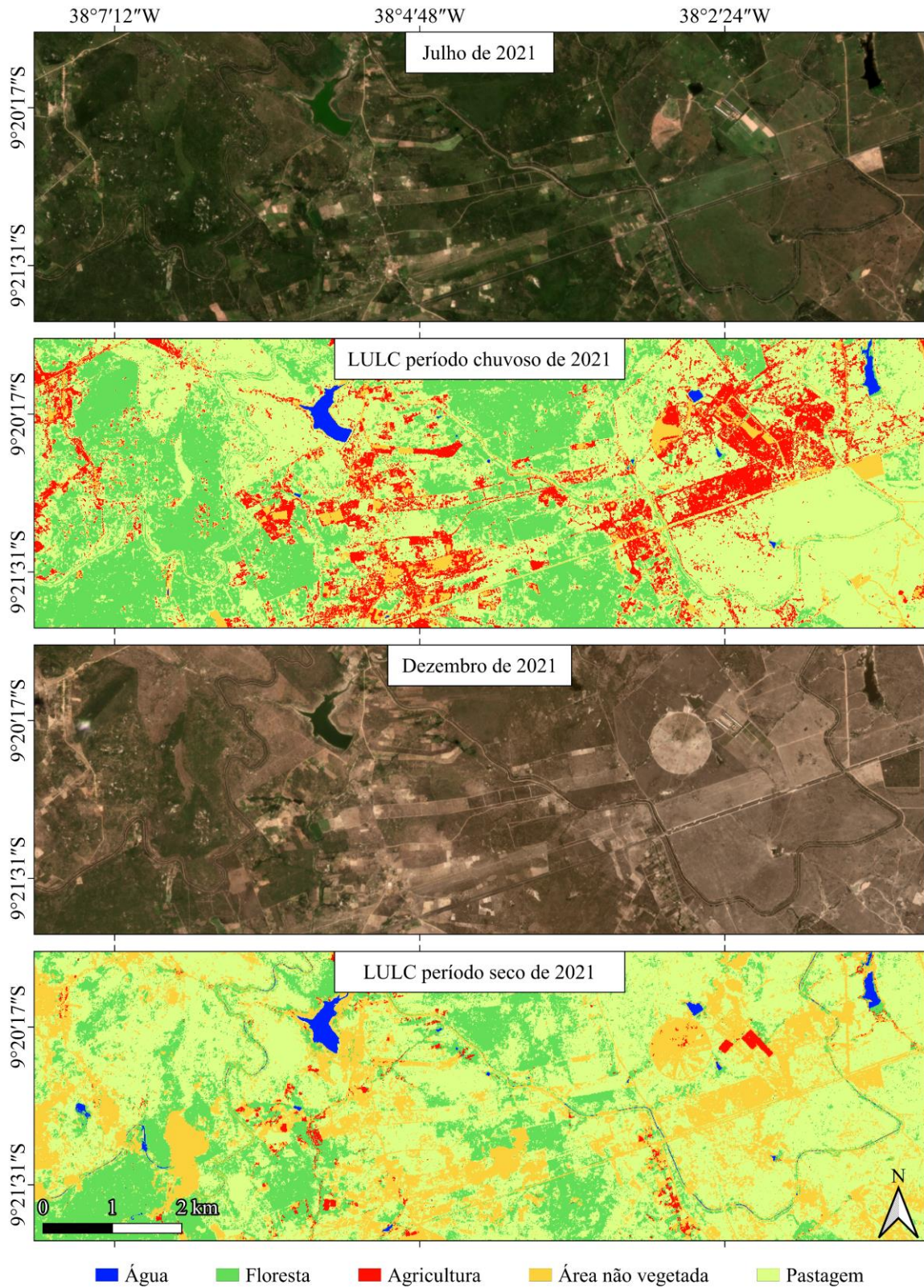


Figura 45. Mapas de comparação contrastante entre o período chuvoso e seco em uma pequena área do município de Delmiro Gouveia próximo ao Canal do Sertão no ano de 2021.

As áreas de agricultura nos trechos I, II, III e IV foram de 4.688, 2.085, 7.632 e 5.305 ha, respectivamente (Figura 46). Já no período seco foram de 568, 177, 332 e 117 ha, respectivamente. Esses resultados indicam a predominância de agricultura de sequeiro em todos os trechos do canal, como mencionado anteriormente. Como já era esperado, as áreas não vegetadas são maiores no período seco, devido à baixa precipitação, altas temperaturas do ar na região e solos expostos devido a colheita das culturas em condições de sequeiro. As áreas de pastagem costumam ser um pouco menor no período chuvoso, porque há um aumento das áreas cobertas por agricultura, onde os agricultores se aproveitam das chuvas desse período para cultivar.

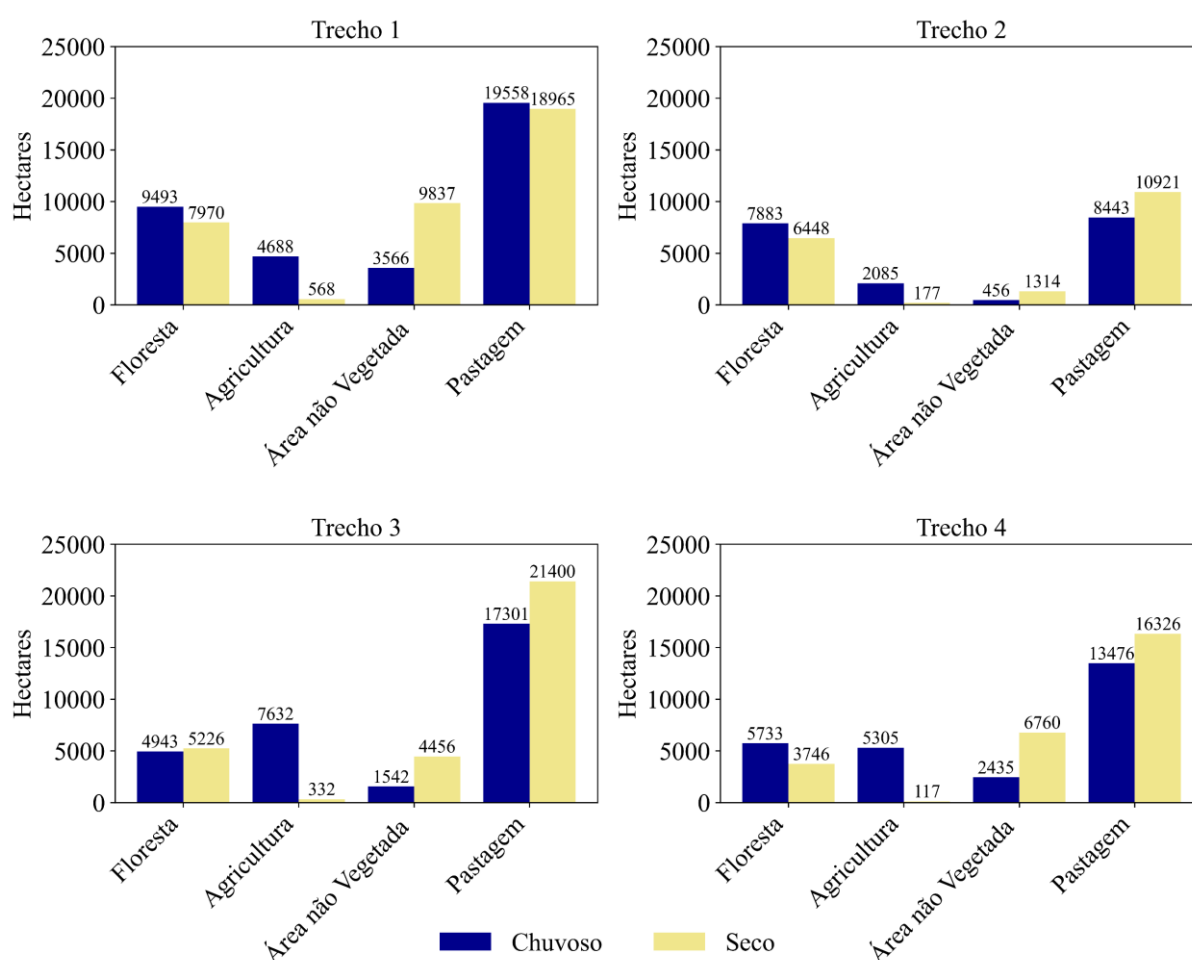


Figura 46. Área total de cada classe LULC em hectares para o período chuvoso e seco.

Ao quantificar as áreas de cada classe LULC em hectares para os quatro trechos do Canal do Sertão nos períodos chuvoso e seco de 2021, com um menor raio de influência (2 km), observou-se o mesmo comportamento identificado no raio maior, de 5 km para cada lado da margem, onde a agricultura de sequeiro prevalece sobre a irrigada (Figura 47). Ao subtrair as áreas de agricultura do período seco das áreas do período chuvoso, obtemos os valores aproximados da agricultura exclusivamente de sequeiro neste ano. Esses valores totais são:

1.859, 952, 2.899 e 2.493 ha para os trechos I, II, III e IV, respectivamente, em comparação a 230, 110, 202 e 49 ha de agricultura irrigada nos mesmos trechos em 2021.

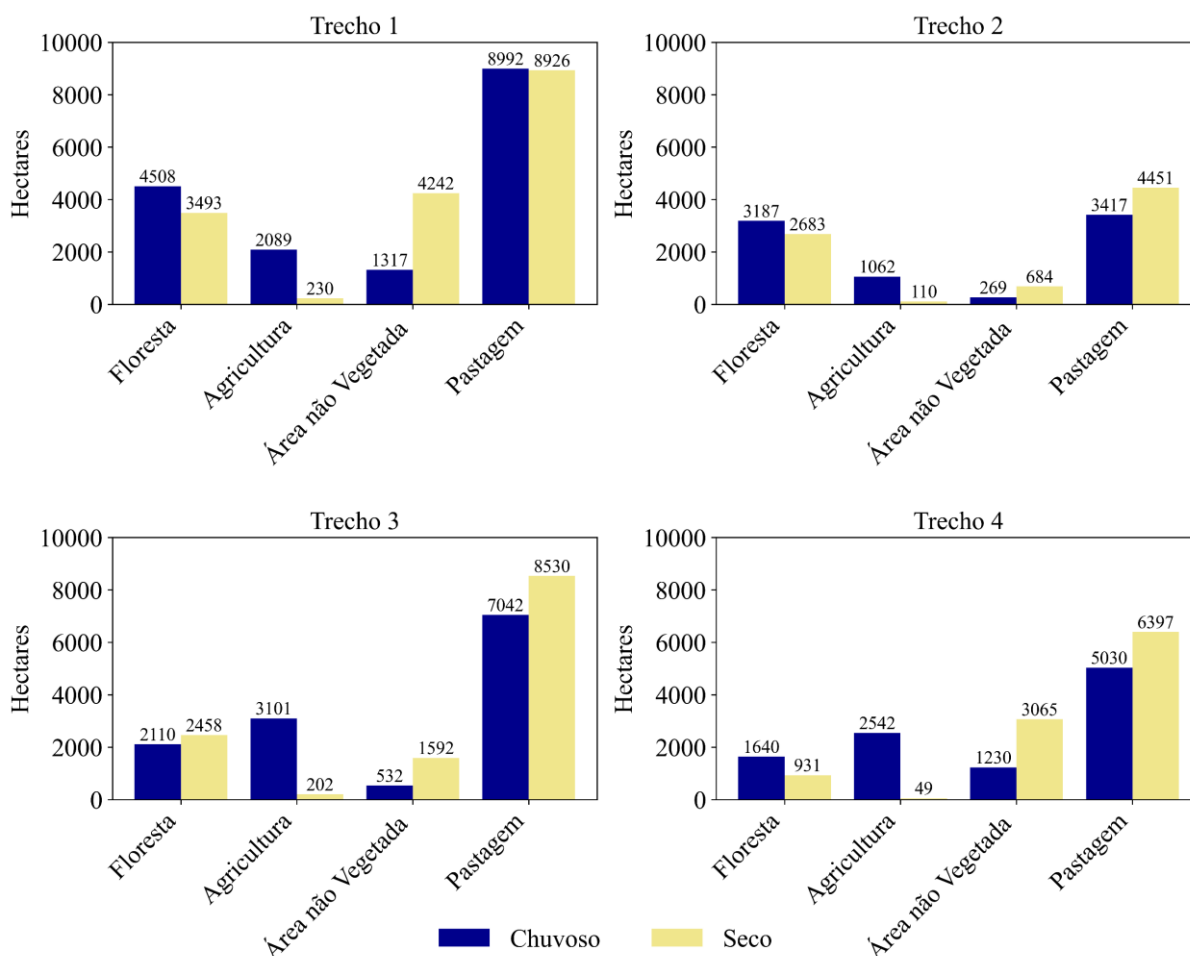


Figura 47. Área total de cada classe LULC em hectares num raio de 2 km para cada lado da margem dos quatro trechos do Canal do Sertão para o período chuvoso e seco do ano de 2021.

A Figura 48 mostra o contraste entre os anos de 2016 e 2022, ano seco e chuvoso, respectivamente. O ano de 2016 foi um ano de seca em toda região nordeste do Brasil, e como pode-se ver na figura 48, os três meses do período utilizados para gerar o mosaico sentinel-2 deste estudo, foram extremamente secos. Isso se reflete na vegetação, e pode ser observado no mapa de LULC deste ano, onde a presença de solo exposto chama atenção e predomina grande parte do mapa no trecho I do canal. O ano de 2022 é o oposto, com meses chuvosos no período seco avaliado, o que influenciou no aumento das áreas de floresta e pastagem. Isso mostra o quanto a Caatinga, bioma exclusivo do semiárido brasileiro, é versátil e se adapta as condições climáticas. A floresta de Caatinga perde as folhas no período seco, para se manter viva reduzindo o gasto energético e a perda de água. Por outro lado, pequenas quantidades de chuva são capazes de mudar esse cenário e a vegetação fica verde novamente com o crescimento rápido das folhas e desenvolvimento desta vegetação nativa extremamente adaptada.

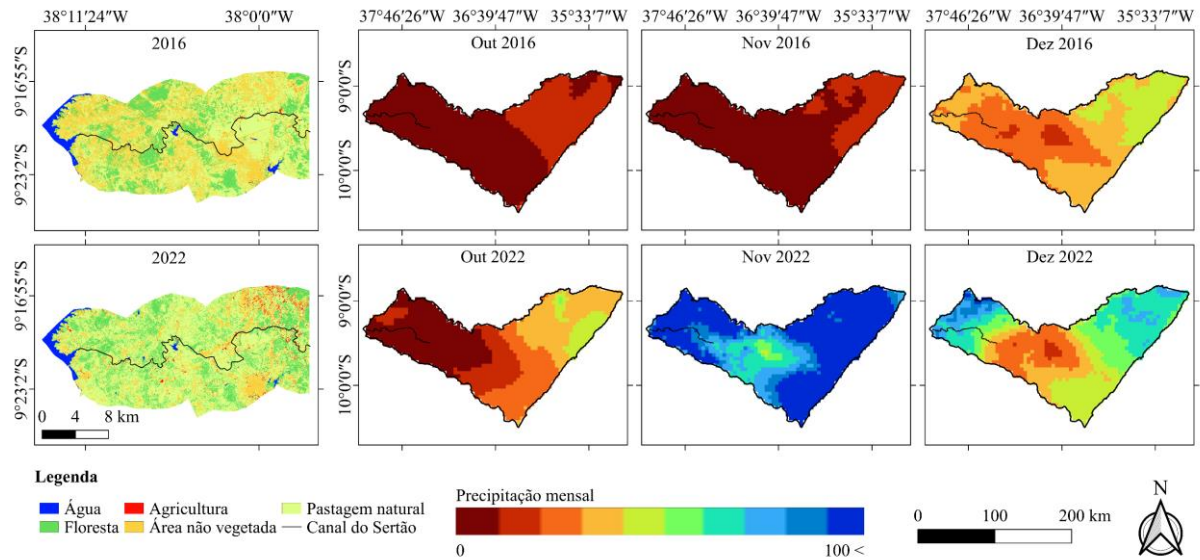


Figura 48. Mapas LULC do trecho I do Canal do Sertão e precipitação mensal do período seco para dois anos contrastantes de precipitação (2016 – 2022).

4.6 Percepção dos produtores em relação à expansão da agricultura irrigada na região

Os entrevistados têm uma longa experiência no campo. Os resultados mostraram que 76% dos entrevistados têm mais de 40 anos de idade, e são proprietários de suas terras; exceto um que mencionou ser arrendatário. Dos 17 entrevistados, 71% têm mais de 20 anos trabalhando com agricultura (Figura 49). Esses dados e as entrevistas indicam que os agricultores da região são pessoas de idade mais avançada e acostumadas com práticas de agricultura convencional. Relataram também que seus filhos não têm interesse em trabalhar com agricultura, evidenciando um problema de êxodo rural.

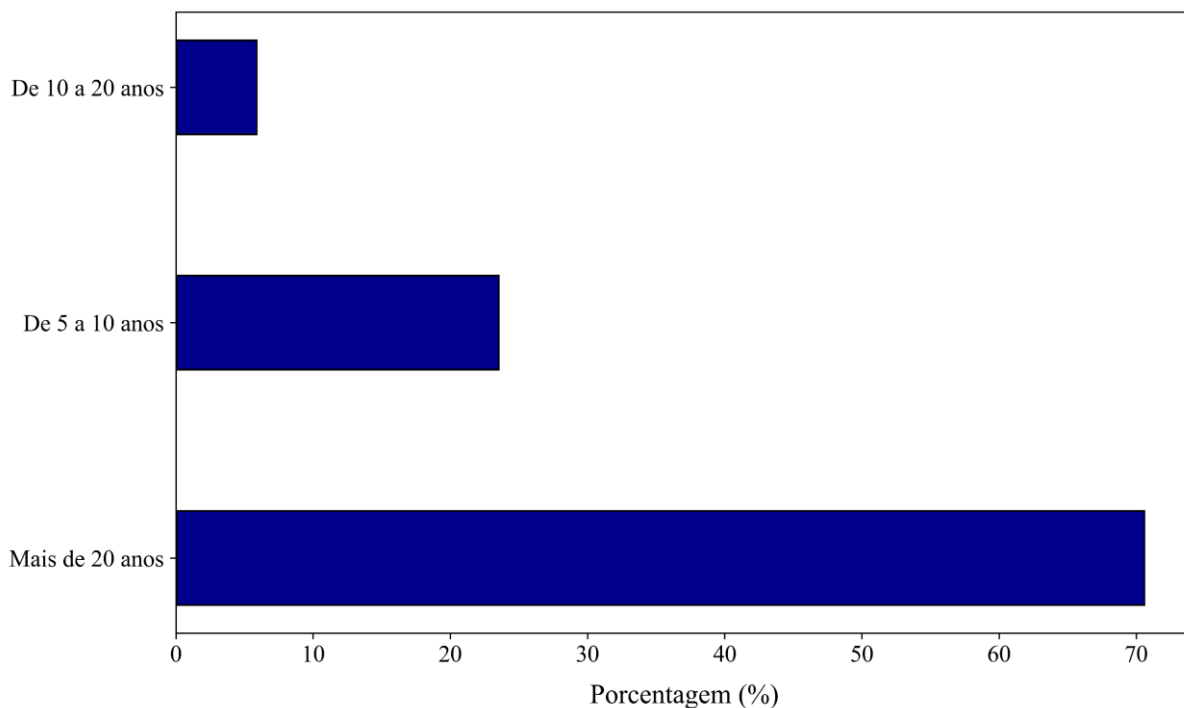


Figura 49. Distribuição das respostas dos produtores entrevistados nas áreas beneficiadas pelo Canal do Sertão, quanto ao tempo que trabalha com agricultura.

Nas visitas de campo foi possível constatar que a área das propriedades varia, mas a predominância da região é de agricultura de pequeno porte, com propriedades menores de 5 ha, 18% das propriedades eram maiores que 30 ha (Figura 50).

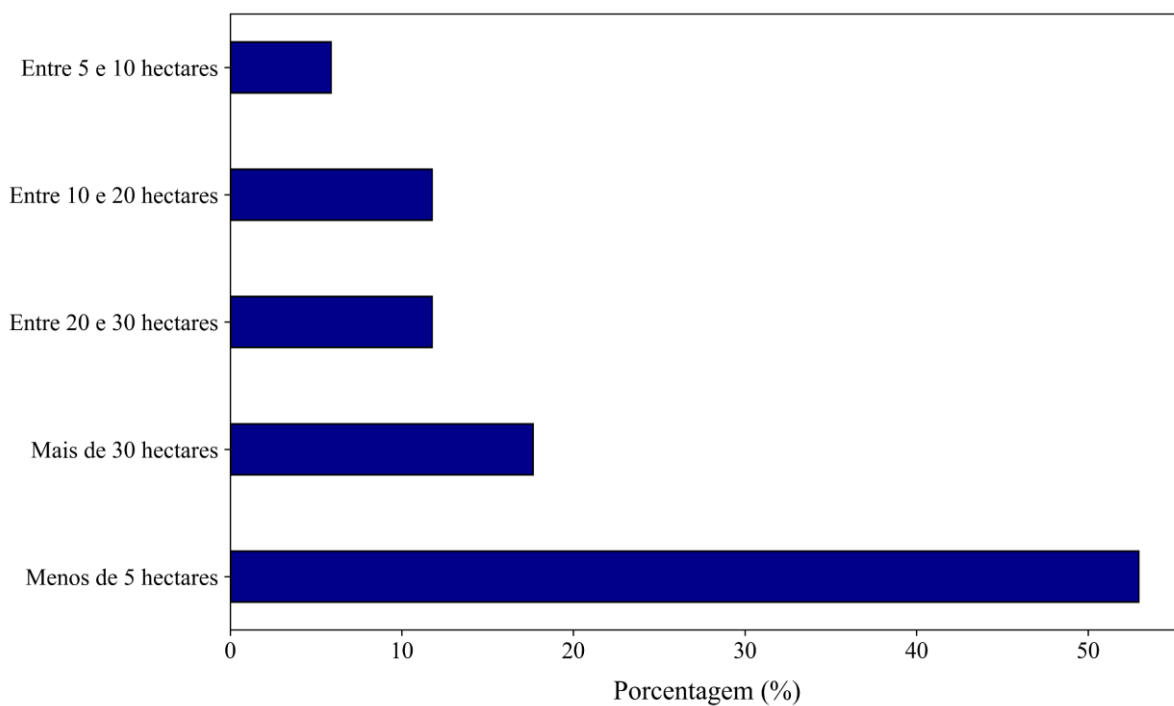


Figura 50. Tamanho das propriedades dos entrevistados nas áreas beneficiadas pelo Canal do Sertão.

O milho é a cultura mais cultivada na região, com aproximadamente 59% dos agricultores entrevistados relatando o cultivo dessa planta. Em seguida, destacam-se a mandioca e as hortaliças, com 47% e 41%, respectivamente (Figura 51). Os agricultores relataram que antes da chegada do canal do sertão eram cultivados apenas milho e feijão na região, e somente uma vez por ano, no período chuvoso. O canal proporcionou maior diversidade de culturas cultivadas, com alguns agricultores também cultivando atualmente abóbora, hortaliças, limão, morango, pastagem e batata-doce, sugerindo uma certa diversidade nas práticas agrícolas após a chegada do canal, que por meio da irrigação possibilitou produzir o ano todo sem depender exclusivamente das chuvas.

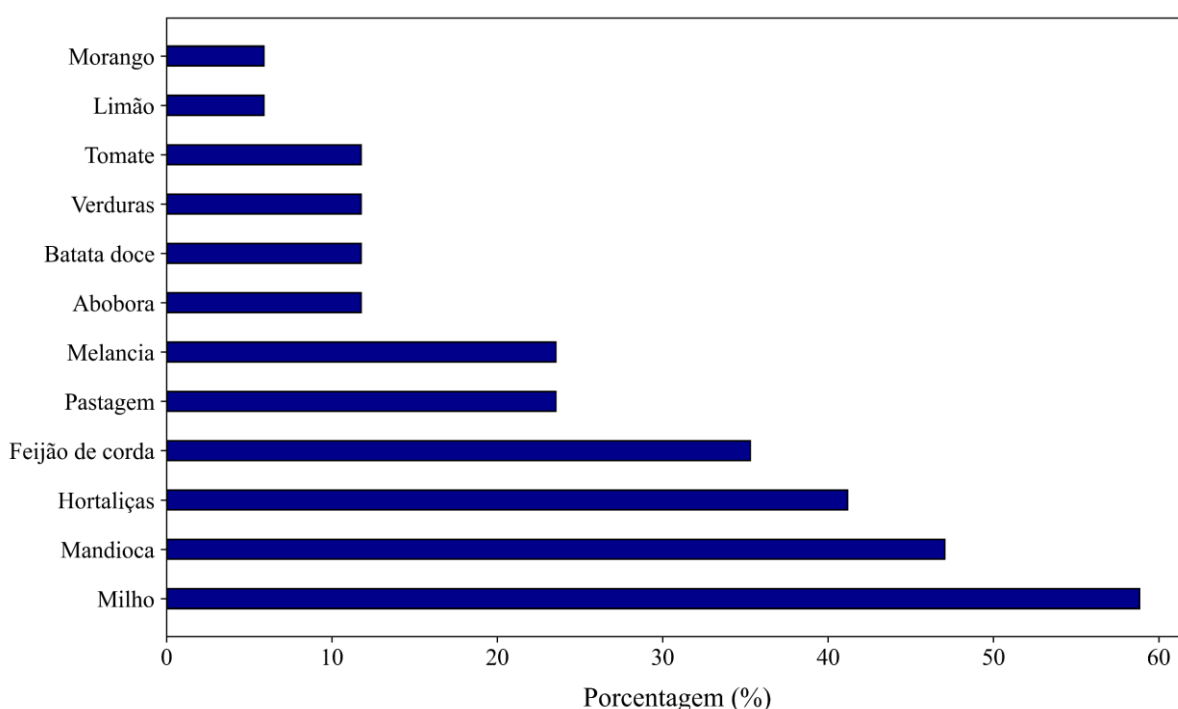


Figura 51. Principais Culturas Cultivadas nas propriedades visitadas ao longo do Canal do Sertão.

Todos os entrevistados indicaram o Canal do Sertão como a principal fonte de água para irrigação, com exceção de um produtor que ainda dependia exclusivamente das chuvas, devido ao fato de sua área irrigada ser limitada a apenas 1.000 m². Observa-se uma variação na área irrigada, com 53% dos agricultores irrigando pequenas áreas de menos de 2 ha, e nenhum superior a 20 ha, conforme constatado nas entrevistas de campo (Figura 52). Dados da SEMARH, provenientes de uma amostra maior de produtores, revelam que essa porcentagem é ainda mais significativa, com 77% dos produtores irrigando áreas de até 2 ha. Foi identificada um comportamento semelhante entre os dados de porcentagem de tamanho das áreas irrigadas

fornechidos pela SEMARH e os coletados nas visitas de campo, o que demonstra que os entrevistados refletem adequadamente a realidade da região.

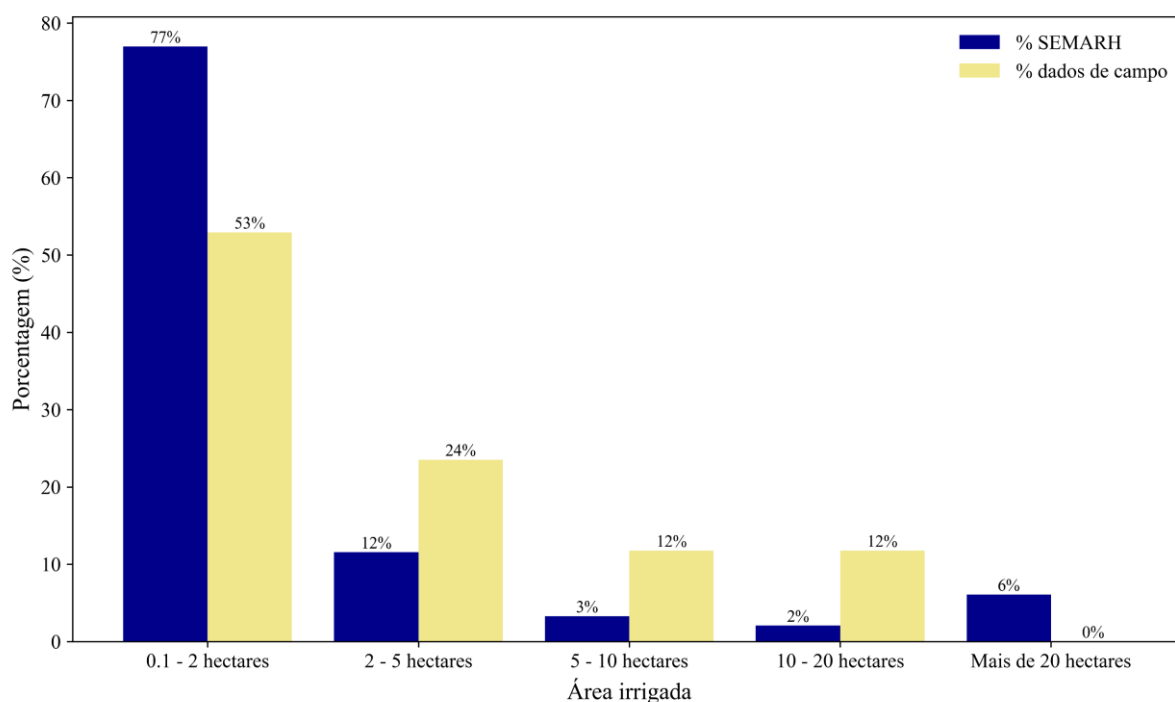


Figura 52. Distribuição das respostas dos produtores entrevistados nas áreas beneficiadas pelo Canal do Sertão quanto ao tamanho das áreas irrigadas (ha) vs os dados de áreas irrigadas dos produtores cadastrados pela SEMARH.

A análise dos dados revelou que 46% dos agricultores entrevistados adota o sistema de irrigação por gotejamento, o que, a princípio, indicaria uma conscientização acerca da relevância de práticas hídricas eficientes, especialmente no contexto climático semiárido (Figura 53). No entanto, essa hipótese não se confirmou, uma vez que, ao serem questionados sobre os motivos que os levaram a escolher esse método, a maioria dos entrevistados relatou que a decisão foi influenciada pela observação do uso por outros agricultores ou pela obtenção do sistema por meio de programas governamentais. Nenhum dos participantes demonstrou conhecimento técnico aprofundado sobre a adequação do gotejamento em relação às características do solo ou da cultura cultivada. Adicionalmente, verificou-se que alguns produtores combinam o sistema de gotejamento com outros métodos de irrigação, tais como microaspersão, aspersão e mangueiras de microfuros, frequentemente dimensionados de maneira empírica e sem suporte técnico especializado. A decisão sobre o tipo de irrigação a ser implementado foi, em grande parte, baseada no custo dos equipamentos, o que pode indicar tanto a insuficiência de assistência técnica quanto uma busca por autonomia.

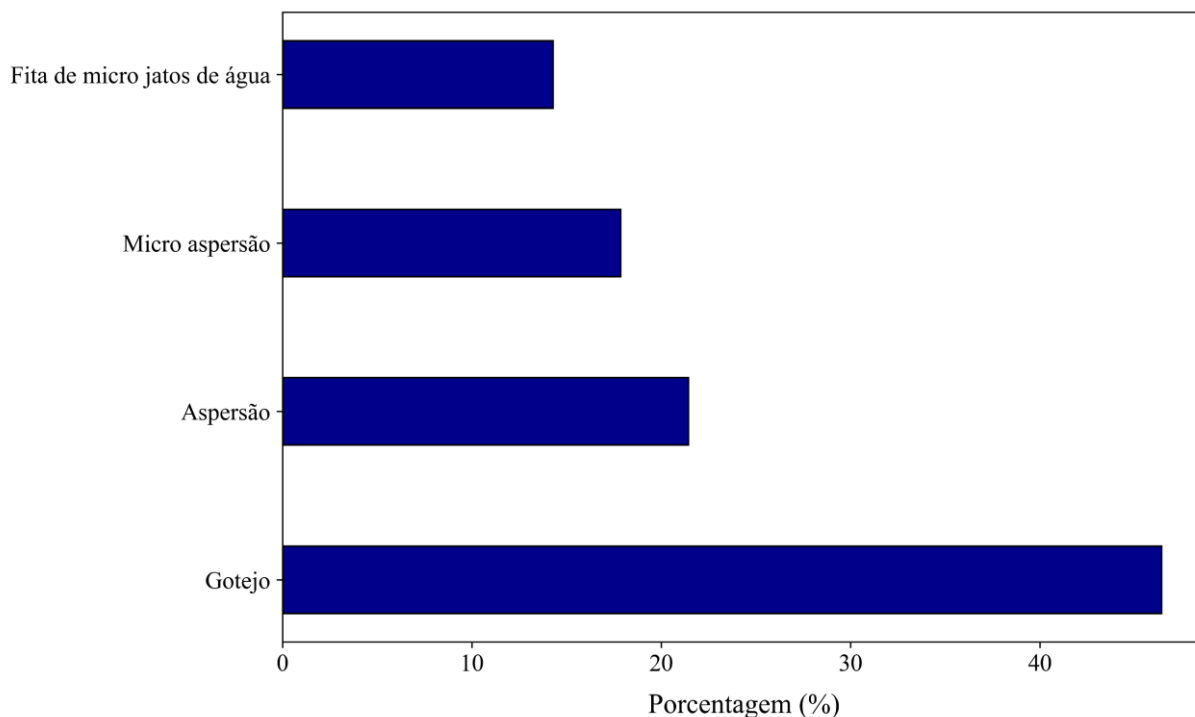


Figura 53. Distribuição das respostas dos produtores entrevistados nas áreas beneficiadas pelo Canal do Sertão, quanto aos sistemas de irrigação utilizados nas suas propriedades.

A análise das respostas referentes à expansão das áreas cultivadas revelou diferentes perspectivas entre os produtores. Enquanto alguns demonstraram desinteresse na ampliação devido às limitações relacionadas à disponibilidade de mão de obra, outros relataram a intenção de aumentar a produtividade dentro da área já cultivada, sem expandi-la (Figura 54). No entanto, 64% dos produtores manifestaram a intenção de ampliar a área irrigada. Mais de 95% dos entrevistados apontaram a necessidade de maior capacitação técnica para os agricultores. Foi identificada uma carência significativa de assistência técnica especializada, essencial para orientar os produtores sobre práticas de cultivo economicamente sustentáveis e estratégias para otimizar a eficiência do uso da água. Mais de 95% dos entrevistados apontaram a necessidade de maior capacitação técnica para os agricultores. Essa lacuna na orientação técnica pode impactar negativamente a tomada de decisão, tanto em termos de viabilidade econômica quanto na gestão racional dos recursos hídricos.

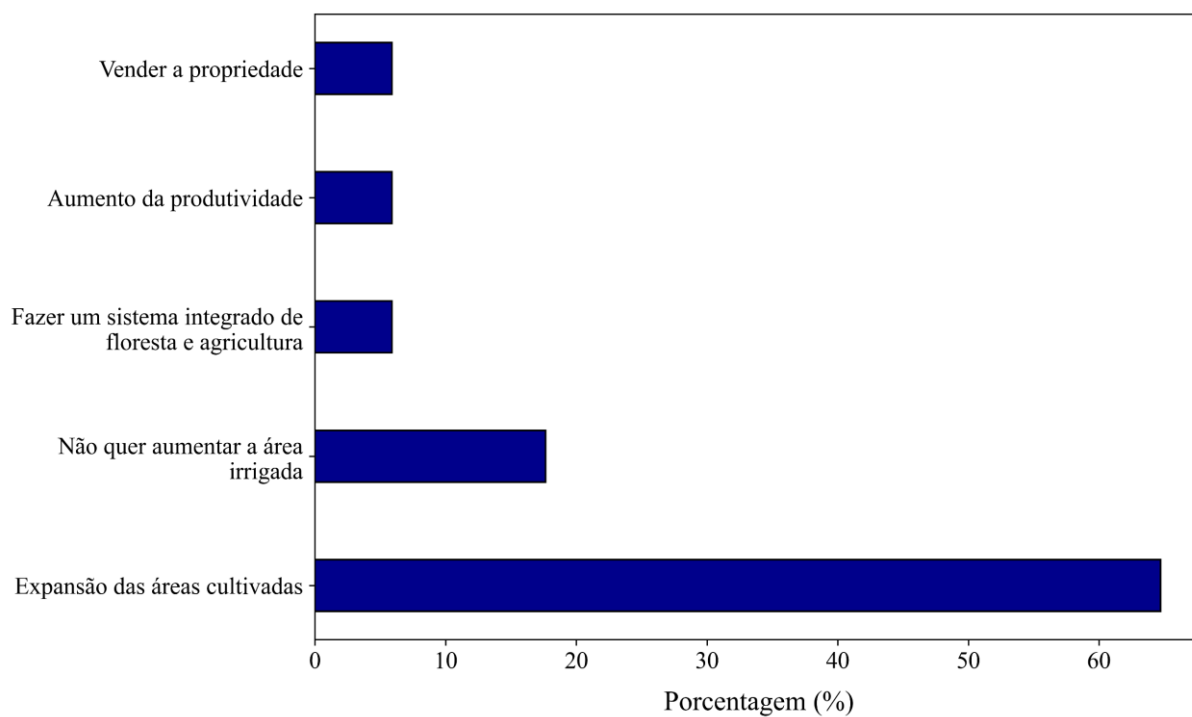


Figura 54. Distribuição das respostas dos produtores entrevistados nas áreas beneficiadas pelo Canal do Sertão, quanto as expectativas para o futuro da sua agricultura.

5. DISCUSSÃO

5.1 Desempenho dos diferentes métodos de classificação de uso e cobertura do solo

5.1.1 Mapbiomas

Segundo dados do MapBiomas, a área agrícola total em todos os trechos do canal diminuiu de 393 ha em 2006 para 368 ha em 2022. Esses valores são muito pequenos e não refletem as reais condições da região, pois, segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), a área destinada à agricultura temporária em 2022 foi de 11.585 hectares, considerando apenas os municípios de Água Branca, Delmiro Gouveia, Inhapi e São José da Tapera (<https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/pam/tabelas>; acessado em 13 de março de 2025). Parte das áreas de agricultura podem ter sido classificadas como mosaico de uso, onde o MapBiomas coloca as áreas onde não foi possível distinguir entre pastagem ou agricultura.

Ao avaliar o desempenho do MapBiomas, observou-se alta acurácia na identificação de florestas, pastagens naturais, áreas não vegetadas e corpos d'água, com precisão acima de 90% para todas essas classes. Um estudo conduzido por Viana et al. (2023) avaliou a acurácia dos mapas MapBiomas LULC, relatando uma acurácia do usuário acima de 80% para as classes avaliadas, o que corrobora os achados deste estudo. Este resultado ressalta a importância desta ferramenta para o monitoramento ambiental, acompanhamento de mudanças na vegetação florestal e monitoramento do desmatamento.

Por outro lado, seu desempenho na classificação de áreas agrícolas no sertão alagoano ainda é limitado, alcançando apenas 41% de precisão, o que leva a uma subestimação dessas áreas. Esse resultado é corroborado pela validação realizada pelo próprio MapBiomas, que mostra que, em 2022, para a Coleção 8 do MapBiomas, apenas 21,53% da área mapeada como agricultura na Caatinga é de fato agricultura (<https://brasil.mapbiomas.org/estatistica-de-accuracia/colecao-8/>; acessado em 13 de março de 2025). Entretanto, para os biomas Cerrado e Mata Atlântica, em 2022, a área classificada como agricultura que era de fato agricultura era de 92,88% e 86,73%, respectivamente.

A região semiárida do Brasil apresenta mudanças bruscas na vegetação de acordo com os padrões de precipitação. Essa característica dificulta a identificação de áreas agrícolas em imagens de satélite, principalmente quando se trabalha com médias anuais, como no caso do MapBiomas. Nessas condições, áreas que pertencem a uma determinada classe apenas durante parte do ano tendem a ser sub-representadas ou até mesmo descartadas na média anual, uma vez que os pixels são classificados com base na frequência de observações ao longo do ano. Se a classe de interesse aparece por um curto período em comparação a outras classes

predominantes, sua ocorrência é diluída ou substituída na classificação final. Outro fator que pode afetar a eficácia do MapBiomias é a sazonalidade da agricultura na região, que ocorre principalmente durante o período chuvoso, quando a alta presença de nuvens dificulta a visualização do uso e cobertura da terra (LULC) em imagens de satélite. Esses dois fatores evidenciam os desafios do uso de médias anuais, pois a agricultura de sequeiro, que se concentra no curto período chuvoso, acaba sendo mascarada devido à sua reduzida representatividade ao longo do ano e à sua sobreposição com um período de intensa cobertura de nuvens.

Ao trabalhar com culturas de ciclo longo, como a cana-de-açúcar, o MapBiomias demonstrou alto desempenho de classificação na região centro-sul do Brasil, com concordância de 84,7% entre os dados reais e estimados (Guarenghi et al., 2023). Entretanto, na região semiárida de Alagoas, visitas de campo revelaram que culturas de ciclo curto (por exemplo, feijão, milho, melancia e abóbora, entre outras) predominam. Essas culturas tendem a ser suprimidas em modelos que se baseiam em médias anuais, como o MapBiomias, quando outra classe aparece com mais frequência ao longo do ano.

Outro fator que afetou a identificação de áreas agrícolas na região é o pequeno tamanho dessas áreas. De acordo com dados fornecidos pela SEMARH, 93% das propriedades que usam água do canal para irrigação variam entre 0,1 e 5 ha. A resolução média das imagens de satélite dificulta a visualização dessas pequenas propriedades. Velpuri et al. (2009) avaliaram a precisão da classificação da agricultura irrigada usando imagens de satélite com diferentes resoluções espaciais e concluíram que imagens de maior resolução tiveram melhor desempenho na identificação de áreas irrigadas. Gumma et al. (2011) destacaram que imagens de baixa resolução tendem a misturar múltiplas classes dentro de um único pixel, levando a uma perda na identificação de áreas irrigadas menores e mais fragmentadas. Esse conhecimento é particularmente importante em regiões semiáridas onde a irrigação ainda está se desenvolvendo, como ao longo do Canal do Sertão Alagoano, onde as áreas irrigadas são pequenas.

O modelo MapBiomias não foi adequado para identificar áreas de agricultura irrigada ao longo do Canal do Sertão Alagoano. Isso ocorre porque ele opera em escala anual, com médias geradas a partir de observações ao longo de todo o ano. A agricultura irrigada, no entanto, ocorre principalmente durante a estação seca na região, enquanto a agricultura de sequeiro predomina durante a estação chuvosa. Se o MapBiomias fornecesse dados mensais, seria possível avaliar a agricultura exclusivamente durante os meses secos, e a atividade agrícola identificada neste período corresponderia à agricultura irrigada da região. Essa metodologia é semelhante à usada

por Magidi et al. (2021), que alcançaram 88% de precisão na classificação de áreas irrigadas durante a estação seca no leste da África do Sul.

O MapBiomas fornece mapas de áreas irrigadas, mas não distingue entre agricultura irrigada e de sequeiro em seus principais dados de LULC. No entanto, estudos como o de Martins et al. (2023) demonstram que com um conhecimento profundo das áreas analisadas e integração com outras fontes de dados, é possível classificar a agricultura irrigada em condições específicas. Outro exemplo é o estudo de Jardim et al. (2022), que utilizou dados de LULC do MapBiomas no município de Petrolina. Os autores já tinham conhecimento da predominância de perímetros irrigados dedicados principalmente à fruticultura, e essa característica foi confirmada por meio da evapotranspiração estimada pelo modelo SEBAL e da análise do índice de vegetação. Portanto, embora o MapBiomas não forneça diretamente essa distinção, seus dados podem servir de base para a identificação de áreas irrigadas em metodologias integradas.

5.1.2 Random Forest

O modelo Random Forest tem a vantagem de ser ajustável às condições específicas da área de estudo, com amostras de treinamento sendo geradas manualmente e individualmente para cada ano, o que melhora a precisão quando o modelo está bem calibrado. Neste estudo, o modelo Random Forest foi calibrado para o período de seca da região, justamente por ser o período em que se concentra a agricultura irrigada (Magidi et al., 2021; Traoré et al., 2019), e haver menor cobertura de nuvens, o que poderia dificultar a aquisição de imagens de satélite de alta qualidade.

Os dados da SEMARH, embora coletados de forma censitária, onde os irrigantes se cadastraram voluntariamente, são dados de campo reais que auxiliam na compreensão da agricultura irrigada na região e da correlação entre a área irrigada da Random Forest e esses dados reais. A validação do modelo com dados da SEMARH indicou correlação para a área irrigada anual total ($r = 0,85$, $R^2 = 0,73$) e para a avaliação de trechos menores ($r = 0,81$, $R^2 = 0,65$). Esses valores mais baixos de R^2 podem estar correlacionados a diversos fatores, como a natureza voluntária do cadastro na SEMARH, o que significa que nem todos os irrigantes que utilizam a água do canal são cadastrados. Além disso, as limitações do modelo em áreas de várzea podem contribuir para esse desempenho do R^2 .

O NDVI das classes de uso e cobertura da terra (LULC) apresentaram valores condizentes com o esperado para cada categoria. Na floresta nativa, que é a Caatinga, o NDVI médio variou de 0,23 a 0,37, o que condiz com os achados de Francisco et al. (2015), que em

seu estudo mostraram que valores de NDVI acima de 0,37 indicam vegetação arbórea muito densa, enquanto valores de NDVI entre 0,22 e 0,25 correspondem à vegetação arbustiva-subarbustiva aberta. Entre 2016 e 2019, os valores médios de NDVI observados neste estudo foram menores que os de 2020 e 2021 (Figura 18). Ao analisar os dados de precipitação, percebe-se que de outubro a dezembro desses anos, os índices pluviométricos foram menores que nos anos subsequentes (Figura 43). Essa redução na precipitação pode ter feito com que a Caatinga apresentasse características semelhantes à vegetação arbustiva-subarbustiva aberta descrita por Francisco et al. (2015), resultando em valores de NDVI mais baixos. Esses resultados indicam uma boa concordância entre os dados de LULC obtidos pelo modelo Random Forest e o comportamento esperado do NDVI para cada classe.

A agricultura irrigada apresentou valores de quartis no boxplot entre 0,25 e 0,49, acompanhados de alta variabilidade, refletindo a diversidade nas práticas agrícolas e culturas cultivadas, conforme observado em entrevistas com irrigantes e visitas de campo. Magidi et al. (2021) utilizaram um limiar de NDVI entre 0,19 e 0,25 para distinguir áreas irrigadas de não irrigadas, o que estava fora da faixa de quartis observada neste estudo. Por sua vez, Nhamo et al. (2020) adotaram um limiar de NDVI de 0,14, classificando as culturas que ultrapassaram esse valor como irrigadas, alcançando uma precisão de 71% no mapa de área irrigada gerado.

Visitas de campo revelaram que dos 33 pontos classificados como agricultura irrigada, 25 estavam corretos e 8 apresentavam erros de classificação. Em contraste, o MapBiomias apresentou menor precisão nas visitas de campo, falhando em identificar agricultura em nenhum dos 12 pontos analisados. Os resultados de campo, juntamente com as métricas de precisão e a pontuação F1, indicam que o modelo Random Forest superou a classificação da agricultura. Embora o Random Forest seja um dos métodos usados na classificação do MapBiomias, é importante destacar as diferenças entre as metodologias utilizadas. O Random Forest foi treinado para identificar agricultura durante a estação seca e, por ser irrigado, essa categoria se destaca mais facilmente em comparação com outros usos do solo na região semiárida. Além disso, a diferença na resolução da imagem também influencia o desempenho da classificação, especialmente porque a região é caracterizada por propriedades de pequeno porte, conforme indicado pelos dados da SEMARH.

A classificação da agricultura irrigada apresenta melhor desempenho em regiões semiáridas, onde a irrigação tem impacto significativo na fenologia da vegetação (Biggs et al., 2006). Os maiores erros de classificação ocorrem em regiões com alta precipitação e áreas com maiores níveis de umidade do solo, especialmente onde áreas de pastagem, florestas e culturas

irrigadas se misturam, apresentando assinaturas espectrais semelhantes (Biggs et al., 2006; Maselli et al., 2020; Ragetti et al., 2018).

Os resultados deste estudo destacam o potencial de modelos adaptados e calibrados para contextos regionais específicos. No entanto, observou-se que o modelo apresentou dificuldades em regiões de várzea, onde a vegetação apresenta resposta espectral semelhante à da agricultura irrigada devido aos maiores níveis de umidade do solo. Nessas condições, pode haver superestimação das áreas irrigadas (Ragetti et al., 2018). Essa confusão no modelo é semelhante aos erros observados por Biggs et al. (2006), onde alguns tipos de vegetação exibiram respostas espectrais semelhantes às de áreas irrigadas devido à precipitação e umidade. Knauer et al. (2017) também identificaram superestimação na classificação de áreas irrigadas, causada pela confusão do modelo em regiões próximas a rios, onde a vegetação apresentou resposta espectral semelhante à de áreas irrigadas. Durante visitas de campo a áreas beneficiadas pelo Canal do Sertão Alagoano, agricultores locais relataram que nessas áreas de várzea, a população tende a plantar culturas de sequeiro para aproveitar a umidade natural do solo e evitar os custos de irrigação.

Essas descobertas destacam a importância de incorporar variáveis ambientais adicionais para melhorar a precisão da classificação. Estudos futuros podem se beneficiar de uma integração mais complexa de fatores como topografia, índices de umidade do solo, água disponível no solo e índices de vegetação, o que pode ajudar a mitigar a confusão espectral observada em regiões de planície de inundação. Deines et al. (2019) demonstraram como a integração de diversas variáveis, incluindo dados do solo, informações topográficas, índices espectrais e água disponível no solo, pode ajudar a reduzir a confusão espectral ao identificar culturas irrigadas. Da mesma forma, Ozdogan et al. (2010) enfatizaram a relevância das informações temporais relacionadas aos estágios fenológicos das culturas, como plantio, maturação e colheita, para melhor distinguir culturas irrigadas de áreas naturalmente úmidas. Eles também sugerem que as imagens de radar, devido à sua sensibilidade à umidade do solo, mesmo em ambientes complexos, podem ser uma ferramenta valiosa para abordar esses desafios de classificação.

Dadas essas limitações, abordagens mais avançadas, como técnicas de aprendizado profundo, têm sido cada vez mais empregadas na identificação de áreas agrícolas irrigadas, alcançando maior precisão devido ao uso de grandes volumes de dados e redes neurais complexas (Benbahria et al., 2021). Estudos futuros podem comparar o desempenho de técnicas de aprendizado profundo com aquelas de aprendizado de máquina, que foram usadas neste estudo, e avaliar os benefícios e desafios de cada técnica, bem como os melhores resultados no

mapeamento de áreas irrigadas ao longo do Canal do Sertão Alagoano. Reconhecemos que a diferença na resolução espacial entre os dados do MapBiomass (30 m) e as imagens do Sentinel-2 (10 m) pode afetar a comparabilidade dos resultados; portanto, encorajamos pesquisas futuras para avaliar o impacto da resolução da imagem na classificação de áreas irrigadas na região semiárida brasileira.

5.2 Desenvolvimento da agricultura irrigada na região beneficiada pelo Canal do Sertão

O semiárido do nordeste brasileiro abriga uma das populações mais vulneráveis do país, que sofre constantemente com as condições adversas como a seca, e apresenta dificuldades de desenvolvimento agrícola (Simões et al., 2010). O Canal do Sertão pode contornar parte desse problema no Estado de Alagoas, trazendo água de qualidade para irrigação e, consequentemente, promover a expansão da agricultura irrigada, como ocorre em outras regiões semiáridas como na Índia, China e Burkina Faso (Deng et al., 2006; Sharma et al., 2018; Traoré et al., 2019). Em países em desenvolvimento, é comum a ausência de informações sobre a distribuição espaço-temporal da agricultura irrigada (Pervez et al., 2014). As imagens de satélites fornecem alternativas acessíveis para quantificar especialmente essas áreas irrigadas, servindo de base para gerenciamento e desenvolvimento de estratégias de gestão e políticas públicas (Dijk; Geurtsen, 2023).

Por meio de dados obtidos por sensoriamento remoto e visitas de campo, constatou-se que a agricultura de sequeiro ainda predomina na região do sertão alagoano, com áreas irrigadas de pequeno porte. No ano de 2021, a área de agricultura de sequeiro foi de 19.713 (ha), e a agricultura irrigada identificada no período seco desse ano foi de 1.196 (ha). A construção do Canal do Sertão pode mudar esse cenário de predominância da agricultura de sequeiro ao longo dos próximos anos. Já se observa um aumento nas solicitações de autorizações para o uso da água do canal. Entre 2014 e 2018, foram solicitadas 49 outorgas para utilização de água do canal. Nos cinco anos seguintes, de 2019 a 2023, o número de solicitações aumentou significativamente, totalizando 772 pedidos de outorga. Esse crescimento pode ser atribuído às campanhas de incentivo ao cadastramento do uso da água realizadas pela SEMARH. Com o tempo, essa tendência pode se intensificar, e com o acesso à água, os agricultores da região poderão ampliar as áreas cultivadas, deixando de depender exclusivamente das chuvas para o cultivo.

Em 2016, a área de agricultura irrigada era de 176 ha, conforme as análises do Random Forest. Em 2022, essa área aumentou para 2.111 ha, representando um crescimento de 1.099% em apenas seis anos. Traoré et al. (2019), ao estudar as mudanças no uso e cobertura da terra

(LULC) em torno de um reservatório de água, identificaram um aumento de 58% na agricultura irrigada ao longo de 28 anos, acompanhado por uma redução na agricultura de sequeiro. Já Halder et al. (2023), em uma região beneficiada por um reservatório de água para irrigação, relataram um crescimento de 154% nas terras agrícolas em um período de 26 anos, passando de 968 ha para 2.464 ha. Knauer et al. (2017) observaram que, na região de Burkina Faso, a construção de uma barragem teve um impacto significativo no desenvolvimento da agricultura irrigada em seu entorno, resultando em um crescimento de 300% da área irrigada ao longo de 14 anos, passando de 9,26 km² para 37,28 km². Esses resultados indicam que, embora a área irrigada em torno do Canal do Sertão ainda seja relativamente pequena, o ritmo de crescimento é significativamente superior ao observado em outros locais com condições similares.

Pervez et al. (2014) apresentam a seguinte definição: grandes sistemas de irrigação, desenvolvidos com apoio governamental, assistência técnica e financiamento, são classificados como sistemas formais de irrigação. Em contrapartida, a irrigação informal refere-se a sistemas implementados por comunidades locais, geralmente utilizando poços ou riachos, e operando em menor escala. O Canal do Sertão é uma obra que se enquadra no contexto de suporte a sistemas formais de irrigação. No entanto, ainda há carência de investimentos governamentais para impulsionar o desenvolvimento de uma agricultura irrigada de alto nível na região. Tanto os resultados de Traoré et al. (2019) quanto os de Halder et al. (2023) e Knauer et al. (2017) evidenciaram a influência positiva das obras hídricas, de diferentes portes, no desenvolvimento da agricultura irrigada. Uma obra de grande porte, como o Canal do Sertão, tem o potencial de expandir a área irrigada no Sertão de Alagoas, conforme demonstrado nessas pesquisas. Mesmo com pouco conhecimento sobre irrigação e com a maioria dos próprios produtores dimensionando seus sistemas de irrigação, todos relataram aumento de produtividade e áreas irrigadas após a chegada do canal e o início da irrigação em suas propriedades. Esse cenário é comum em regiões áridas e semiáridas que apresentam expansão de áreas irrigadas (Deng et al., 2006; Halder et al., 2023; Traoré et al., 2019).

Apesar de a agricultura irrigada ainda ser de pequeno porte, foi constatado um crescimento significativo ($P < 0,05$) nas áreas irrigadas ao longo do Canal do Sertão entre 2016 e 2022, conforme a análise de Mann-Kendall para os dados do Random Forest. Isso evidencia que a agricultura irrigada possui um potencial significativo para continuar expandindo nos próximos anos, especialmente quando impulsionada por políticas públicas e pela oferta de assistência técnica voltada à capacitação dos produtores. Magidi et al. (2021), na província de Mpumalanga, na África, identificaram um aumento significativo na agricultura irrigada, que supera a agricultura de sequeiro na região. Os autores sugerem que esse crescimento se deve,

provavelmente, a iniciativas governamentais voltadas à preparação de regiões com potencial para irrigação, com foco em pequenas propriedades agrícolas. A capacitação e os incentivos governamentais nas áreas beneficiadas pelo Canal do Sertão podem gerar um efeito positivo, impulsionando o crescimento das áreas irrigadas ao longo do canal, semelhante ao observado em outras regiões do mundo (López-Pérez et al., 2024; Magidi et al., 2021).

Uma avaliação da percepção de seca no perímetro irrigado Tabuleiro de Russas – CE, constatou que a idade dos agricultores é uma das variáveis mais importantes com relação a percepção sobre os efeitos da seca no perímetro irrigado (Xavier et al., 2020). Nas entrevistas realizadas com os agricultores que utilizam água do Canal do Sertão, foi possível notar que a idade também influencia suas percepções, principalmente sobre perspectivas futuras e dificuldades enfrentadas. A maioria dos agricultores tinham idade mais avançada, relatando dificuldades em gerenciar as pequenas propriedades atuais e que necessitam de mais capacitação, mão de obra e assistência técnica. A expansão das áreas irrigadas gera uma demanda crescente por mão de obra agrícola (Pervez et al., 2014).

Os agricultores relataram nas entrevistas que, antes do canal, o plantio de culturas como o feijão e o milho, era realizado apenas uma vez ao ano, durante o período chuvoso. Após a construção do canal, houve uma grande mudança e a diversificação das culturas na região, com plantios de melancia, abóbora, limão, tomate, mamão, mandioca, morango. O aumento da diversidade de culturas em uma região está diretamente relacionado à segurança alimentar e à subsistência (Nicholson et al., 2021; Zsögön et al., 2022), reduzindo a dependência de um número restrito de culturas que podem estar vulneráveis a problemas como desvalorização ou perdas causadas por pragas e doenças específicas. A irrigação tem uma influência positiva no aumento da diversidade de culturas. Essa influência é ainda mais significativa em regiões com baixa diversidade inicial, enquanto geralmente as áreas com maior diversidade de culturas já possuíam climas mais favoráveis (Lafevor; Pitts, 2022). Isso corrobora com as observações feitas ao longo do Canal do Sertão, onde a diversidade de culturas era inicialmente baixa devido ao clima semiárido e à precipitação concentrada em poucos meses do ano. Com a chegada do Canal do Sertão e o acesso à água para irrigação, essa diversidade aumentou.

A maioria dos produtores cultiva culturas anuais, exceto um produtor que cultiva limão, no município de Delmiro Gouveia. A simples substituição de culturas por aquelas com maior valor agregado já impulsionaria o desenvolvimento da irrigação na região, conforme visam os programas de reabilitação e desenvolvimento de grandes sistemas de irrigação na Argélia (Nini; Mebarki, 2020). Outro ponto importante é a necessidade de maior eficiência e aproveitamento da água. Embora os produtores entrevistados utilizem sistemas de gotejamento, conhecidos por

sua boa eficiência, há falta de planejamento adequado quanto ao tempo de irrigação e direcionamento. Muitos produtores também utilizam outros sistemas de irrigação (e.g., microaspersão, aspersão e mangueiras de microfuros), mas sem critérios específicos para a escolha desses sistemas, baseando-se apenas nos custos iniciais e desconsiderando que esses métodos poderiam ser adaptados conforme a cultura cultivada. Uma maior relação entre o órgão controlador da água do Canal do Sertão e os agricultores beneficiados poderia aumentar a eficiência do uso da água (Nini; Mebarki, 2020).

Um ponto importante constatado ao observar os resultados de LULC, é que o aumento da agricultura irrigada resultou na diminuição das áreas de solo exposto. Com a expansão da irrigação na região no futuro, o cenário do sertão pode se transformar, apresentando maior cobertura verde, com vegetação saudável e diversificada ao longo de todo o ano. Traoré et al. (2019), ao avaliar o aumento da agricultura irrigada em regiões beneficiadas por obras hídricas, também observaram a redução do solo exposto, trazendo benefícios para a região. Esse efeito em áreas semiáridas é ainda mais impactante e contribui para combater processos como a desertificação e o êxodo rural.

Vale ressaltar que o canal ainda não foi totalmente concluído e, portanto, não está operando em sua capacidade máxima. O canal foi planejado para trabalhar com uma vazão de $32 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$, com 12 conjuntos motobombas. Porém, somente um dos conjuntos motobombas está em funcionamento. Com a implementação de todas as motobombas e, o consequente aumento na adução de água, o número de aprovações e a busca por autorizações para o uso da água do canal devem crescer. Atualmente, somente cinco pontos de captação foram autorizados com vazão entre 100 e $200 \text{ m}^3 \text{ h}^{-1}$. Das 821 autorizações solicitadas, 178 proprietários pediram uma vazão maior do que a autorizada. Houve 10 solicitações que foram negadas. O aumento da disponibilidade de água transportada pelo canal indicaria um possível aumento das vazões autorizadas. Consequentemente, isso pode resultar em uma expansão da agricultura na região devido ao crescimento da agricultura irrigada.

CONCLUSÃO

O MapBiomias apresentou baixa precisão na identificação de áreas agrícolas no semiárido alagoano. Além disso, o fato dessa ferramenta operar exclusivamente em escala anual limita sua capacidade de identificar áreas de agricultura irrigada, que ocorrem predominantemente durante os meses secos do ano. Portanto, ao lidar com culturas de ciclo longo, grandes áreas agrícolas ou estudos ambientais focados em outras classes, a plataforma MapBiomias se apresenta como uma alternativa eficiente e de fácil acesso para dados de uso e cobertura da terra. Para a classificação de áreas irrigadas, os produtos MapBiomias podem servir como base para a identificação dessas áreas em metodologias integradas com outros dados.

O modelo Random Forest mostrou alta precisão na classificação de uso e cobertura do solo. Foi possível utilizá-lo para identificar áreas de agricultura irrigada durante o período seco da região, sendo esses dados validados por meio de visitas de campo. O Random Forest se destaca como uma ferramenta mais eficiente para classificação de áreas irrigadas, com a vantagem de poder ser calibrado para condições específicas. Entretanto, o modelo apresentou limitações em áreas de baixada, onde a elevada umidade do solo favorece o crescimento de vegetação com resposta espectral semelhante à dos cultivos irrigados, o que resultou em confusões na classificação.

Os dados de uso e cobertura do solo do modelo Random Forest, bem como os dados obtidos por meio de órgãos governamentais do estado e visitas de campo, indicam um crescimento na agricultura irrigada e um aumento na busca por autorizações de uso da água do canal para irrigação, especialmente nos últimos anos (2016 a 2022). Embora o canal ainda esteja em construção, com apenas quatro trechos em funcionamento, é possível observar avanços na agricultura e variações no uso e ocupação do solo. Portanto, espera-se que com o progresso das obras do canal, será possível presenciar um maior impacto sobre a agricultura local, incluindo a expansão das áreas de cultivo, a diversificação de culturas e aumento da produtividade nessa região. Contudo, é necessário ainda o incentivo de políticas públicas e o auxílio, por meio de assistência técnica, para favorecer o desenvolvimento socioeconômico e a sustentabilidade local, bem como otimizar o uso eficiente dos recursos hídricos.

REFERÊNCIAS

ABDOULKARIMOU, Saidou; MAHAMADOU, Illou. Problem of the Profitability of Irrigated Agriculture in the Sahel Environment: Case of Producers of the Konni Hydro-Agricultural Development. **Journal of Agricultural Chemistry and Environment**, [S. l.], v. 12, n. 02, p. 206–222, 2023. DOI: 10.4236/jacen.2023.122016.

ALAM, Akhtar; BHAT, M. Sultan; MAHEEN, M. Using Landsat satellite data for assessing the land use and land cover change in Kashmir valley. **GeoJournal**, [S. l.], v. 85, n. 6, p. 1529–1543, 2020. DOI: 10.1007/s10708-019-10037-x.

ALSHARI, Eman A.; GAWALI, Bharti W. Development of classification system for LULC using remote sensing and GIS. **Global Transitions Proceedings**, [S. l.], v. 2, n. 1, p. 8–17, 2021. DOI: 10.1016/j.gltp.2021.01.002.

AMBIKA, Anukesh Krishnankutty; WARDLOW, Brian; MISHRA, Vimal. Remotely sensed high resolution irrigated area mapping in India for 2000 to 2015. **Scientific Data**, [S. l.], v. 3, n. 1, p. 160118, 2016. DOI: 10.1038/sdata.2016.118.

AMINI, Saeid; SABER, Mohsen; RABIEI-DASTJERDI, Hamidreza; HOMAYOUNI, Saeid. Urban Land Use and Land Cover Change Analysis Using Random Forest Classification of Landsat Time Series. **Remote Sensing**, [S. l.], v. 14, n. 11, p. 2654, 2022. DOI: 10.3390/rs14112654.

BENBAHRIA, Zouhair; SEBARI, Imane; HAJJI, Hicham; SMIEJ, Mohamed Faouzi. Intelligent mapping of irrigated areas from Landsat 8 images using transfer learning. **International Journal of Engineering and Geosciences**, [S. l.], v. 6, n. 1, p. 40–50, 2021. DOI: 10.26833/ijeg.681312.

BIGGS, T. W.; THENKABAIL, P. S.; GUMMA, M. K.; SCOTT, C. A.; PARTHASARADHI, G. R.; TURRAL, H. N. Irrigated area mapping in heterogeneous landscapes with MODIS time series, ground truth and census data, Krishna Basin, India. **International Journal of Remote Sensing**, [S. l.], v. 27, n. 19, p. 4245–4266, 2006. DOI: 10.1080/01431160600851801.

BIRADAR, Chandrashekhar M. et al. A global map of rainfed cropland areas (GMRCA) at the end of last millennium using remote sensing. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, [S. l.], v. 11, n. 2, p. 114–129, 2009. DOI: 10.1016/j.jag.2008.11.002.

BRAGG, Thomas B.; TATSCHL, Annehara K. Changes in flood-plain vegetation and land use along the Missouri River from 1826 to 1972. **Environmental Management**, [S. l.], v. 1, n. 4, p. 343–348, 1977. DOI: 10.1007/BF01865861.

CARVALHO, André L.; ARAÚJO-NETO, Renato A.; LYRA, Guilherme B.; CERRI, Carlos E. P.; MAIA, Stoécio M. F. Impact of rainfed and irrigated agriculture systems on soil carbon stock under different climate scenarios in the semi-arid region of Brazil. **Journal of Arid Land**, [S. l.], v. 14, n. 4, p. 359–373, 2022. DOI: 10.1007/s40333-022-0092-y.

CHACHONDHIA, Prachi; SHAKYA, Achala; KUMAR, Gaurav. Performance evaluation of machine learning algorithms using optical and microwave data for LULC classification.

Remote Sensing Applications: Society and Environment, [S. l.], v. 23, p. 100599, 2021. DOI: 10.1016/j.rsase.2021.100599.

CIRILO, Thiago Ferreira; MACHADO, Alvaro Otavio Vieira; ALVES, Elvis da Silva; SANTOS, Luan Wamberg Dos; SANTOS, Daniella Pereira Dos; FALCÃO, José Reinaldo de Sá; SANTOS, Márcio Aurélio Lins Dos. DIAGNÓSTICO DO USO DO SOLO NA PRODUÇÃO AGRÍCOLA NO ALTO CANAL DO SERTÃO ALAGOANO. **Brazilian Journal of Development**, [S. l.], v. 6, n. 7, p. 52078–52092, 2020. DOI: 10.34117/bjdv6n7-744.

DADSON, Simon; HALL, Jim W.; GARRICK, Dustin; SADOFF, Claudia; GREY, David; WHITTINGTON, Dale. Water security, risk, and economic growth: Insights from a dynamical systems model. **Water Resources Research**, [S. l.], v. 53, n. 8, p. 6425–6438, 2017. DOI: 10.1002/2017WR020640.

DANGUI, Kokou; JIA, Shaofeng. Water Infrastructure Performance in Sub-Saharan Africa: An Investigation of the Drivers and Impact on Economic Growth. **Water**, [S. l.], v. 14, n. 21, p. 3522, 2022. DOI: 10.3390/w14213522.

DEBELLA-GILO, Misganu; GJERTSEN, Arnt Kristian. Mapping Seasonal Agricultural Land Use Types Using Deep Learning on Sentinel-2 Image Time Series. **Remote Sensing**, [S. l.], v. 13, n. 2, p. 289, 2021. DOI: 10.3390/rs13020289.

DEINES, Jillian M.; KENDALL, Anthony D.; CROWLEY, Morgan A.; RAPP, Jeremy; CARDILLE, Jeffrey A.; HYNDMAN, David W. Mapping three decades of annual irrigation across the US High Plains Aquifer using Landsat and Google Earth Engine. **Remote Sensing of Environment**, [S. l.], v. 233, p. 111400, 2019. DOI: 10.1016/j.rse.2019.111400.

DENG, Xi-Ping; SHAN, Lun; ZHANG, Heping; TURNER, Neil C. Improving agricultural water use efficiency in arid and semiarid areas of China. **Agricultural Water Management**, [S. l.], v. 80, n. 1–3, p. 23–40, 2006. DOI: 10.1016/j.agwat.2005.07.021.

DIJK, Michiel Van; GEURTSSEN, Susan. Mapping Irrigated Areas in China Using a Synergy Approach. **Water**, [S. l.], v. 15, n. 9, p. 1666, 2023. DOI: 10.3390/w15091666.

DILMURAT, Kamila; HESTIR, Erin L.; LEWIS, Benjamin J.; ADEPOJU, Senior; ATIM, Jackie; HUTMACHER, Robert B.; PUTNAM, Daniel H. Differentiating Irrigation Treatments in Sorghum Using Planetscope Multispectral Imagery. *Em: IGARSS 2024 - 2024 IEEE INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM 2024*, **Anais [...]**. : IEEE, 2024. p. 4245–4249. DOI: 10.1109/IGARSS53475.2024.10642401.

ELMAHDY, Samy; MOHAMED, Mohamed; ALI, Tarig. Land Use/Land Cover Changes Impact on Groundwater Level and Quality in the Northern Part of the United Arab Emirates. **Remote Sensing**, [S. l.], v. 12, n. 11, p. 1715, 2020. DOI: 10.3390/rs12111715.

FERREIRA, M. L.; TORMEN, G. P.; DE ANDRADE, A. M. Climate change and irrigation expansion in Northwest Minas Gerais, Brazil: the need for hydroclimatic monitoring. **International Journal of Environmental Science and Technology**, [S. l.], 2024. DOI: 10.1007/s13762-024-05994-x.

FERTAS, Lahcene; ALOUAT, Mohamed; BENMAHAMED, Hamid. The Emergence of Irrigated Agriculture in Semi-Arid Zones in the Face of Climate Change and Urbanization in

Peri-Urban Areas in Setif, Algeria. **Sustainability**, [S. l.], v. 16, n. 3, p. 1112, 2024. DOI: 10.3390/su16031112.

FRANCISCO, Paulo Roberto Megna; CHAVES, Iede De Brito; CHAVES, Lucia Helena Garofalo; LIMA, Eduardo Rodrigues Viana De; SILVA, Bernado Barbosa Da. Análise espectral e avaliação de índices de vegetação para o mapeamento da caatinga. **Revista Verde de Agroecologia e Desenvolvimento Sustentável**, [S. l.], v. 10, n. 3, p. 01, 2015. DOI: 10.18378/rvads.v10i3.3046.

FRONE, Simona; FRONE, Dumitru Florin. Challenges in Analyzing Correlation between Water Infrastructure and Economic Development. **Procedia Economics and Finance**, [S. l.], v. 10, p. 197–206, 2014. DOI: 10.1016/S2212-5671(14)00294-9.

GUARENGHI, Marjorie M.; GAROFALO, Danilo F. T.; SEABRA, Joaquim E. A.; MOREIRA, Marcelo M. R.; NOVAES, Renan M. L.; RAMOS, Nilza Patrícia; NOGUEIRA, Sandra F.; DE ANDRADE, Cristiano A. Land Use Change Net Removals Associated with Sugarcane in Brazil. **Land**, [S. l.], v. 12, n. 3, p. 584, 2023. DOI: 10.3390/land12030584.

GUMMA, Murali Krishna; THENKABAIL, Prasad S.; HIDEOTO, Fujii; NELSON, Andrew; DHEERAVATH, Venkateswarlu; BUSIA, Dawuni; RALA, Arnel. Mapping Irrigated Areas of Ghana Using Fusion of 30 m and 250 m Resolution Remote-Sensing Data. **Remote Sensing**, [S. l.], v. 3, n. 4, p. 816–835, 2011. DOI: 10.3390/rs3040816.

GUMMA, Murali Krishna; THENKABAIL, Prasad S.; TELUGUNTLA, Pardhasaradhi G.; OLIPHANT, Adam; XIONG, Jun; GIRI, Chandra; PYLA, Vineetha; DIXIT, Sreenath; WHITBREAD, Anthony M. Agricultural cropland extent and areas of South Asia derived using Landsat satellite 30-m time-series big-data using random forest machine learning algorithms on the Google Earth Engine cloud. **GIScience & Remote Sensing**, [S. l.], v. 57, n. 3, p. 302–322, 2020. DOI: 10.1080/15481603.2019.1690780.

HALDER, Subhra; DAS, Subhasish; BASU, Snehamanju. Use of support vector machine and cellular automata methods to evaluate impact of irrigation project on LULC. **Environmental Monitoring and Assessment**, [S. l.], v. 195, n. 1, p. 3, 2023. DOI: 10.1007/s10661-022-10588-6.

HELLER, Robert C.; JOHNSON, Kim A. Estimating irrigated land acreage from Landsat imagery. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, [S. l.], v. 45, n. 10, p. 1379–1386, 1979.

HUSSAIN, Sajjad; MUBEEN, Muhammad; KARUPPANNAN, Shankar. Land use and land cover (LULC) change analysis using TM, ETM+ and OLI Landsat images in district of Okara, Punjab, Pakistan. **Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C**, [S. l.], v. 126, p. 103117, 2022. DOI: 10.1016/j.pce.2022.103117.

HUSTON, D. M.; TITUS, S. J. An inventory of irrigated lands within the state of California based on lands and supporting aircraft data. **Space Sciences Laboratory Series**, [S. l.], v. 16, n. 56, 1975.

JARDIM, Alexandre Maniçoba da Rosa Ferraz et al. Using Remote Sensing to Quantify the Joint Effects of Climate and Land Use/Land Cover Changes on the Caatinga Biome of

Northeast Brazilian. **Remote Sensing**, [S. l.], v. 14, n. 8, p. 1911, 2022. DOI: 10.3390/rs14081911.

KAHSAY, TEWODROS NEGASH; KUIK, ONNO; BROUWER, ROY; VAN DER ZAAG, PIETER. THE ECONOMY-WIDE IMPACTS OF CLIMATE CHANGE AND IRRIGATION DEVELOPMENT IN THE NILE BASIN: A COMPUTABLE GENERAL EQUILIBRIUM APPROACH. **Climate Change Economics**, [S. l.], v. 08, n. 01, p. 1750004, 2017. DOI: 10.1142/S201000781750004X.

KAVZOGLU, Taskin; BILUCAN, Furkan. Effects of auxiliary and ancillary data on LULC classification in a heterogeneous environment using optimized random forest algorithm. **Earth Science Informatics**, [S. l.], v. 16, n. 1, p. 415–435, 2023. DOI: 10.1007/s12145-022-00874-9.

KETCHUM, David; JENCISO, Kelsey; MANETA, Marco P.; MELTON, Forrest; JONES, Matthew O.; HUNTINGTON, Justin. IrrMapper: A Machine Learning Approach for High Resolution Mapping of Irrigated Agriculture Across the Western U.S. **Remote Sensing**, [S. l.], v. 12, n. 14, p. 2328, 2020. DOI: 10.3390/rs12142328.

KNAUER, Kim; GESSNER, Ursula; FENSHOLT, Rasmus; FORKUOR, Gerald; KUENZER, Claudia. Monitoring Agricultural Expansion in Burkina Faso over 14 Years with 30 m Resolution Time Series: The Role of Population Growth and Implications for the Environment. **Remote Sensing**, [S. l.], v. 9, n. 2, p. 132, 2017. DOI: 10.3390/rs9020132.

KOLM, Kenneth E.; CASE, H. L. The identification of irrigated crop types and estimation of acreages from Landsat imagery. **Photogrammetric engineering and remote sensing**, [S. l.], v. 50, n. 10, p. 1479–1490, 1984.

KUMAR, Navneet; TISCHBEIN, Bernhard; BEG, Mirza Kaleem; BOGARDI, Janos J. Spatio-temporal analysis of irrigation infrastructure development and long-term changes in irrigated areas in Upper Kharun catchment, Chhattisgarh, India. **Agricultural Water Management**, [S. l.], v. 197, p. 158–169, 2018. DOI: 10.1016/j.agwat.2017.11.022.

LAFEVOR, Matthew C.; PITTS, Aoife K. Irrigation Increases Crop Species Diversity in Low-Diversity Farm Regions of Mexico. **Agriculture**, [S. l.], v. 12, n. 7, p. 911, 2022. DOI: 10.3390/agriculture12070911.

LIAQAT, Muhammad Usman; MOHAMED, Mohamed Mostafa; CHOWDHURY, Rezaul; ELMAHDY, Samy Ismail; KHAN, Qasim; ANSARI, Rubina. Impact of land use/land cover changes on groundwater resources in Al Ain region of the United Arab Emirates using remote sensing and GIS techniques. **Groundwater for Sustainable Development**, [S. l.], v. 14, p. 100587, 2021. DOI: 10.1016/j.gsd.2021.100587.

LÓPEZ-PÉREZ, Esther; SANCHIS-IBOR, Carles; JIMÉNEZ-BELLO, Miguel Ángel; PULIDO-VELAZQUEZ, Manuel. Mapping of irrigated vineyard areas through the use of machine learning techniques and remote sensing. **Agricultural Water Management**, [S. l.], v. 302, p. 108988, 2024. DOI: 10.1016/j.agwat.2024.108988.

MAGIDI, James; NHAMO, Luxon; MPANDELI, Sylvester; MABHAUDHI, Tafadzwanashe. Application of the Random Forest Classifier to Map Irrigated Areas Using Google Earth Engine. **Remote Sensing**, [S. l.], v. 13, n. 5, p. 876, 2021. DOI: 10.3390/rs13050876.

- MARENGO, Jose A.; TORRES, Roger Rodrigues; ALVES, Lincoln Muniz. Drought in Northeast Brazil—past, present, and future. **Theoretical and Applied Climatology**, [S. l.], v. 129, n. 3–4, p. 1189–1200, 2017. DOI: 10.1007/s00704-016-1840-8.
- MARTINS, Minella A.; TOMASELLA, Javier; BASSANELLI, Hélio R.; PAIVA, Ana Carolina E.; VIEIRA, Rita Márcia S. P.; CANAMARY, Erica A.; ALVARENGA, Livia A. On the sustainability of paddy rice cultivation in the Paraíba do Sul river basin (Brazil) under a changing climate. **Journal of Cleaner Production**, [S. l.], v. 386, p. 135760, 2023. DOI: 10.1016/j.jclepro.2022.135760.
- MASELLI, F.; CHIESI, M.; ANGELI, L.; FIBBI, L.; RAPI, B.; ROMANI, M.; SABATINI, F.; BATTISTA, P. An improved NDVI-based method to predict actual evapotranspiration of irrigated grasses and crops. **Agricultural Water Management**, [S. l.], v. 233, p. 106077, 2020. DOI: 10.1016/j.agwat.2020.106077.
- MEDEIROS, Aldair de Souza; GONZAGA, Giordano Bruno Medeiros; DA SILVA, Thamirys Suelle; DE SOUZA BARRETO, Bruno; DOS SANTOS, Thiago Cândido; DE MELO, Paul Lineker Amaral; DE ARAÚJO GOMES, Tâmara Cláudia; MAIA, Stoécio Malta Ferreira. Changes in soil organic carbon and soil aggregation due to deforestation for smallholder management in the Brazilian semi-arid region. **Geoderma Regional**, [S. l.], v. 33, p. e00647, 2023. DOI: 10.1016/j.geodrs.2023.e00647.
- MPAKAIRI, Kudzai S.; DUBE, Timothy; SIBANDA, Mbulisi; MUTANGA, Onesimo. Fine-scale characterization of irrigated and rainfed croplands at national scale using multi-source data, random forest, and deep learning algorithms. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, [S. l.], v. 204, p. 117–130, 2023. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.09.006.
- NEVES, Alana Kasahara; KÖRTING, Thales Sehn; FONSECA, Leila Maria Garcia; ESCADA, Maria Isabel Sobral. Assessment of TerraClass and MapBiomas data on legend and map agreement for the Brazilian Amazon biome. **Acta Amazonica**, [S. l.], v. 50, n. 2, p. 170–182, 2020. DOI: 10.1590/1809-4392201900981.
- NHAMO, Luxon; EBRAHIM, Girma Yimer; MABHAUDHI, Tafadzwanashe; MPANDELI, Sylvester; MAGOMBEYI, Manuel; CHITAKIRA, Munyaradzi; MAGIDI, James; SIBANDA, Mbulisi. An assessment of groundwater use in irrigated agriculture using multi-spectral remote sensing. **Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C**, [S. l.], v. 115, p. 102810, 2020. DOI: 10.1016/j.pce.2019.102810.
- NICHOLSON, Charlie C.; EMERY, Benjamin F.; NILES, Meredith T. Global relationships between crop diversity and nutritional stability. **Nature Communications**, [S. l.], v. 12, n. 1, p. 5310, 2021. DOI: 10.1038/s41467-021-25615-2.
- NINI, Farès; MEBARKI, Azeddine. L’efficience de l’utilisation de l’eau d’irrigation : cas du périmètre de Guelma-Boucheougouf, Algérie. **La Houille Blanche**, [S. l.], v. 106, n. 2, p. 5–13, 2020. DOI: 10.1051/lhb/2020014.
- NJOKU, Elijah A.; TENENBAUM, David E. Quantitative assessment of the relationship between land use/land cover (LULC), topographic elevation and land surface temperature (LST) in Ilorin, Nigeria. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, [S. l.], v. 27, p. 100780, 2022. DOI: 10.1016/j.rsase.2022.100780.

OK, Asli Ozdarici; AKAR, Ozlem; GUNGOR, Oguz. Evaluation of random forest method for agricultural crop classification. **European Journal of Remote Sensing**, [*S. l.*], v. 45, n. 1, p. 421–432, 2012. DOI: 10.5721/EuJRS20124535.

OZDOGAN, Mutlu; YANG, Yang; ALLEZ, George; CERVANTES, Chelsea. Remote Sensing of Irrigated Agriculture: Opportunities and Challenges. **Remote Sensing**, [*S. l.*], v. 2, n. 9, p. 2274–2304, 2010. DOI: 10.3390/rs2092274.

PAREETH, Sajid; KARIMI, Poolad; SHAFIEI, Mojtaba; DE FRAITURE, Charlotte. Mapping Agricultural Landuse Patterns from Time Series of Landsat 8 Using Random Forest Based Hierarchical Approach. **Remote Sensing**, [*S. l.*], v. 11, n. 5, p. 601, 2019. DOI: 10.3390/rs11050601.

PERVEZ, Md. Shahriar; BUDDE, Michael; ROWLAND, James. Mapping irrigated areas in Afghanistan over the past decade using MODIS NDVI. **Remote Sensing of Environment**, [*S. l.*], v. 149, p. 155–165, 2014. DOI: 10.1016/j.rse.2014.04.008.

PHALKE, Aparna R.; ÖZDOĞAN, Mutlu; THENKABAIL, Prasad S.; ERICKSON, Tyler; GORELICK, Noel; YADAV, Kamini; CONGALTON, Russell G. Mapping croplands of Europe, Middle East, Russia, and Central Asia using Landsat, Random Forest, and Google Earth Engine. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, [*S. l.*], v. 167, p. 104–122, 2020. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.06.022.

RAGETTLI, Silvan; HERBERZ, Timo; SIEGFRIED, Tobias. An Unsupervised Classification Algorithm for Multi-Temporal Irrigated Area Mapping in Central Asia. **Remote Sensing**, [*S. l.*], v. 10, n. 11, p. 1823, 2018. a. DOI: 10.3390/rs10111823.

RUMORA, Luka; MILER, Mario; MEDAK, Damir. Impact of Various Atmospheric Corrections on Sentinel-2 Land Cover Classification Accuracy Using Machine Learning Classifiers. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, [*S. l.*], v. 9, n. 4, p. 277, 2020. DOI: 10.3390/ijgi9040277.

SANO, Edson Eyji; MAGALHÃES, Ivo Augusto Lopes; RODRIGUES, Lineu Neiva; BOLFE, Édson Luis. Spatio-Temporal Dynamics of Center Pivot Irrigation Systems in the Brazilian Tropical Savanna (1985–2020). **Water**, [*S. l.*], v. 16, n. 13, p. 1897, 2024. DOI: 10.3390/w16131897.

SCHEIBEL, Christopher Horvath et al. Characterization of Water Bodies through Hydro-Physical Indices and Anthropogenic Effects in the Eastern Northeast of Brazil. **Climate**, [*S. l.*], v. 12, n. 9, p. 150, 2024. DOI: 10.3390/cli12090150.

SHARMA, Amit Kumar; HUBERT-MOY, Laurance; BUVANESHWARI, Sriramulu; SEKHAR, Muddu; RUIZ, Laurent; BANDYOPADHYAY, Soumya; CORGNE, Samuel. Irrigation History Estimation Using Multitemporal Landsat Satellite Images: Application to an Intensive Groundwater Irrigated Agricultural Watershed in India. **Remote Sensing**, [*S. l.*], v. 10, n. 6, p. 893, 2018. DOI: 10.3390/rs10060893.

SILVA, José Lucas Pereira da et al. Semi-Arid to Arid Scenario Shift: Is the Cabrobó Desertification Nucleus Becoming Arid? **Remote Sensing**, [*S. l.*], v. 16, n. 15, p. 2834, 2024. DOI: 10.3390/rs16152834.

SILVA, Marcos Vinícius Da et al. Pilot monitoring of caatinga spatial-temporal dynamics through the action of agriculture and livestock in the Brazilian semi-arid. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, [S. l.], v. 19, p. 100353, 2020. DOI: 10.1016/j.rsase.2020.100353.

SILVA, Marcos Vinícius Da et al. Remote sensing techniques via Google Earth Engine for land degradation assessment in the Brazilian semi-arid region, Brazil. **Journal of South American Earth Sciences**, [S. l.], v. 120, p. 104061, 2022. DOI: 10.1016/j.jsames.2022.104061.

SIMÕES, André Felipe; KLIGERMAN, Debora Cynamon; ROVERE, Emilio Lèbre La; MAROUN, Maria Regina; BARATA, Martha; OBERMAIER, Martin. Enhancing adaptive capacity to climate change: The case of smallholder farmers in the Brazilian semi-arid region. **Environmental Science & Policy**, [S. l.], v. 13, n. 8, p. 801–808, 2010. DOI: 10.1016/j.envsci.2010.08.005.

SOUSA, Lizandra de Barros De; MONTENEGRO, Abelardo Antônio de Assunção; SILVA, Marcos Vinícius Da; LOPES, Pabício Marcos Oliveira; SILVA, José Raliuson Inácio; SILVA, Thieres George Freire Da; LINS, Frederico Abraão Costa; SILVA, Patrícia Costa. Spatiotemporal Dynamics of Land Use and Land Cover through Physical–Hydraulic Indices: Insights in the São Francisco River Transboundary Region, Brazilian Semi-arid Area. **AgriEngineering**, [S. l.], v. 5, n. 3, p. 1147–1162, 2023. DOI: 10.3390/agriengineering5030073.

SOUSA, Maria da Conceição de; VELOSO, Gustavo Vieira; GOMES, Lucas Carvalho; FERNANDES-FILHO, Elpidio Inácio; SENNA DE OLIVEIRA, Teógenes. Spatio-temporal dynamics of land use changes of an intense anthropized basin in the Brazilian semi-arid region. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, [S. l.], v. 24, p. 100646, 2021. DOI: 10.1016/j.rsase.2021.100646.

SU, Qiaomei et al. Remote Sensing-Based Classification of Winter Irrigation Fields Using the Random Forest Algorithm and GF-1 Data: A Case Study of Jinzhong Basin, North China. **Remote Sensing**, [S. l.], v. 15, n. 18, p. 4599, 2023. DOI: 10.3390/rs15184599.

TALUKDAR, Swapn; SINGHA, Pankaj; MAHATO, Susanta; SHAHFAHAD; PAL, Swades; LIOU, Yuei-An; RAHMAN, Atiqur. Land-Use Land-Cover Classification by Machine Learning Classifiers for Satellite Observations—A Review. **Remote Sensing**, [S. l.], v. 12, n. 7, p. 1135, 2020. DOI: 10.3390/rs12071135.

TEWABE, Dires; FENTAHUN, Temesgen. Assessing land use and land cover change detection using remote sensing in the Lake Tana Basin, Northwest Ethiopia. **Cogent Environmental Science**, [S. l.], v. 6, n. 1, 2020. DOI: 10.1080/23311843.2020.1778998.

THENKABAIL, Prasad S. et al. Global irrigated area map (GIAM), derived from remote sensing, for the end of the last millennium. **International Journal of Remote Sensing**, [S. l.], v. 30, n. 14, p. 3679–3733, 2009. DOI: 10.1080/01431160802698919.

THIRUVENGADACHARI, S. Satellite sensing of irrigation patterns in semi-arid areas- An Indian study. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, [S. l.], v. 47, n. 10, p. 1493–1499, 1981.

TRAORÉ, Farid; BONKOUNGOU, Joachim; COMPAORÉ, Jérôme; KOUADIO, Louis; WELLENS, Joost; HALLOT, Eric; TYCHON, Bernard. Using Multi-Temporal Landsat Images and Support Vector Machine to Assess the Changes in Agricultural Irrigated Areas in the Mogtiedo Region, Burkina Faso. **Remote Sensing**, [S. l.], v. 11, n. 12, p. 1442, 2019. DOI: 10.3390/rs11121442.

TURNER, Monica Goigel; RUSCHER, C. Lynn. Changes in landscape patterns in Georgia, USA. **Landscape Ecology**, [S. l.], v. 1, n. 4, p. 241–251, 1988. DOI: 10.1007/BF00157696.

VELPURI, N. M.; THENKABAIL, P. S.; GUMMA, M. K.; BIRADAR, C.; DHEERAVATH, V.; NOOJIPADY, P.; YUANJIE, L. Influence of Resolution in Irrigated Area Mapping and Area Estimation. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, [S. l.], v. 75, n. 12, p. 1383–1395, 2009. DOI: 10.14358/PERS.75.12.1383.

VIANA, Jussara Freire de Souza; MONTENEGRO, Suzana Maria Gico Lima; SRINIVASAN, Raghavan; SANTOS, Celso Augusto Guimarães; MISHRA, Manoranjan; KALUMBA, Ahmed Mukalazi; DA SILVA, Richarde Marques. Land Use and Land Cover Trends and Their Impact on Streamflow and Sediment Yield in a Humid Basin of Brazil's Atlantic Forest Biome. **Diversity**, [S. l.], v. 15, n. 12, p. 1220, 2023. DOI: 10.3390/d15121220.

VIDICAN, Roxana; MĂLINAȘ, Anamaria; RANTA, Ovidiu; MOLDOVAN, Cristina; MARIAN, Ovidiu; GHETE, Alexandru; GHIȘE, Ciprian Radu; POPOVICI, Flavia; CĂTUNESCU, Giorgia M. Using Remote Sensing Vegetation Indices for the Discrimination and Monitoring of Agricultural Crops: A Critical Review. **Agronomy**, [S. l.], v. 13, n. 12, p. 3040, 2023. DOI: 10.3390/agronomy13123040.

VOGELS, Marjolein; DE JONG, Steven; STERK, Geert; DOUMA, Harke; ADDINK, Elisabeth. Spatio-Temporal Patterns of Smallholder Irrigated Agriculture in the Horn of Africa Using GEOBIA and Sentinel-2 Imagery. **Remote Sensing**, [S. l.], v. 11, n. 2, p. 143, 2019. DOI: 10.3390/rs11020143.

XAVIER, Louise Caroline Peixoto; SILVA, Samiria Maria Oliveira Da; CARVALHO, Taís Maria Nunes; PONTES FILHO, João Dehon; SOUZA FILHO, Francisco de Assis De. Use of Machine Learning in Evaluation of Drought Perception in Irrigated Agriculture: The Case of an Irrigated Perimeter in Brazil. **Water**, [S. l.], v. 12, n. 6, p. 1546, 2020. DOI: 10.3390/w12061546.

XIE, Yanhua; LARK, Tyler J.; BROWN, Jesslyn F.; GIBBS, Holly K. Mapping irrigated cropland extent across the conterminous United States at 30 m resolution using a semi-automatic training approach on Google Earth Engine. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, [S. l.], v. 155, p. 136–149, 2019. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.07.005.

ZHANG, Chao; DONG, Jinwei; XIE, Yanhua; ZHANG, Xuezheng; GE, Quansheng. Mapping irrigated croplands in China using a synergetic training sample generating method, machine learning classifier, and Google Earth Engine. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, [S. l.], v. 112, p. 102888, 2022. DOI: 10.1016/j.jag.2022.102888.

ZHANG, Tianxiang; SU, Jinya; XU, Zhiyong; LUO, Yulin; LI, Jiangyun. Sentinel-2 Satellite Imagery for Urban Land Cover Classification by Optimized Random Forest Classifier. **Applied Sciences**, [S. l.], v. 11, n. 2, p. 543, 2021. DOI: 10.3390/app11020543.

ZHAO, Yinghui; AN, Ru; XIONG, Naixue; OU, Dongyang; JIANG, Congfeng. Spatio-Temporal Land-Use/Land-Cover Change Dynamics in Coastal Plains in Hangzhou Bay Area, China from 2009 to 2020 Using Google Earth Engine. **Land**, [S. l.], v. 10, n. 11, p. 1149, 2021. DOI: 10.3390/land10111149.

ZSÖGÖN, Agustin; PERES, Lázaro E. P.; XIAO, Yingjie; YAN, Jianbing; FERNIE, Alisdair R. Enhancing crop diversity for food security in the face of climate uncertainty. **The Plant Journal**, [S. l.], v. 109, n. 2, p. 402–414, 2022. DOI: 10.1111/tpj.15626.

ZURQANI, H. A.; ALLEN, J. S.; POST, C. J.; PELLETT, C. A.; WALKER, T. C. Mapping and quantifying agricultural irrigation in heterogeneous landscapes using Google Earth Engine. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, [S. l.], v. 23, p. 100590, 2021. DOI: 10.1016/j.rsase.2021.100590.

Apêndice 1

1. Identificação do entrevistado:

- Nome
- Idade

2. Histórico agrícola:

- Há quanto tempo o(a) senhor(a) trabalha com agricultura?
- O senhor(a) é proprietário(a) das terras ou arrendatário(a)?

3. Características da propriedade:

- Qual é o tamanho da sua propriedade agrícola?
- Quais são as principais culturas cultivadas atualmente?

4. Uso de água e irrigação:

- Qual é a principal fonte de água para a produção agrícola?
- O senhor(a) utiliza irrigação nas áreas de cultivo? Em caso afirmativo, há quanto tempo?
- Em quantos hectares pratica irrigação?
- Qual sistema de irrigação é utilizado? Quem dimensionou o sistema de irrigação?

5. Impactos do Canal do Sertão:

- A construção do canal beneficiou diretamente sua propriedade? Em caso afirmativo, quando começou a receber água do canal?
- Observou um aumento na produtividade após a implementação da irrigação via canal?
- O senhor(a) aumentou a área irrigada após a chegada do canal? Em caso afirmativo, quantos hectares foram adicionados?

6. Situação anterior à chegada do canal:

- Como era a produção agrícola antes do canal? Dependia de água de poços ou chuva?

7. Gestão e desafios:

- Existem desafios relacionados à gestão da água proveniente do canal?
- O senhor(a) participa de algum tipo de organização ou associação de irrigantes da região?

8. Mudanças regionais:

- Observou mudanças no uso do solo na sua região após a construção do canal? Em caso afirmativo, quais?
- Outros produtores próximos também adotaram irrigação após a chegada do canal?
- Houve mudanças no tipo de cultura produzida pelos vizinhos desde a construção do canal?

9. Perspectivas e sugestões:

- Quais são suas expectativas para o futuro da agricultura, considerando o Canal do Sertão?
- Existe algum tipo de infraestrutura ou melhoria que o senhor(a) considera necessária para maximizar o uso da água do canal?

Anexo 1

Informações levantadas pela SEMARH durante o cadastramento censitário dos irrigantes
Nome e contato do usuário
Finalidade de uso da água solicitada
Município onde a propriedade se localiza
Período de meses que vai ser coletado a água
Latitude e longitude do ponto de coleta da água
O trecho do canal onde o ponto de coleta está localizado
A vazão solicitada ($\text{m}^3 \text{h}^{-1}$)

A vazão autorizada ($\text{m}^3 \text{h}^{-1}$),
O horário de funcionamento (h/dia),
Hectares irrigados (se tiver irrigação)
O período de dias irrigados no mês