

Mapeamento agrícola do polo de fruticultura irrigada do Semiárido brasileiro a partir de bandas e índices espectrais de imagens de satélite e machine learning

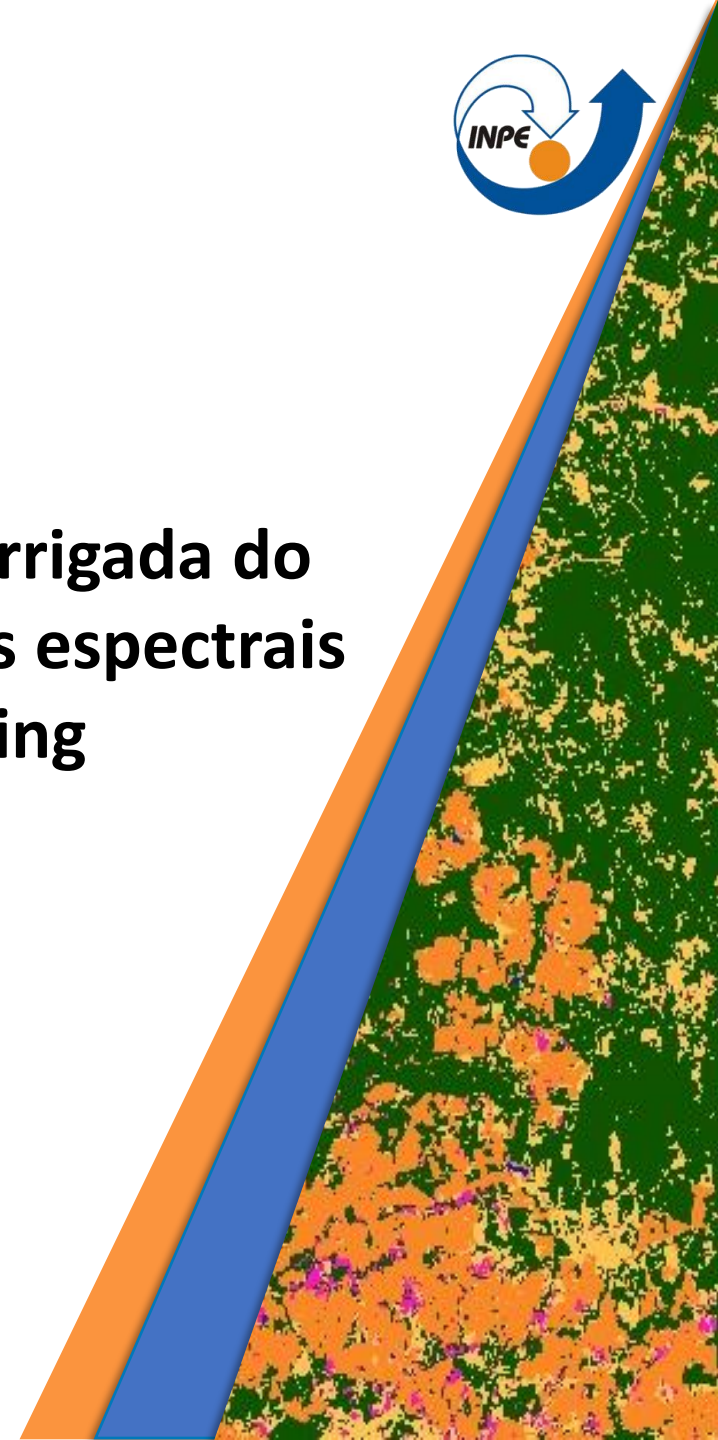
Discente: Pedro Vinícius da Silva Brito

Orientadores: Dr. Rafael Santos

Dr. Michel Chaves

Setembro de 2024

São José dos Campos-SP



Introdução

Uso e cobertura da terra



Fonte: Adriano Kirihara (2021).



Fonte: Companhia de Desenvolvimento dos Vales do São Francisco e do Parnaíba (2017).

Fruticultura



Fonte: G1 Petrolina (2022).



Fonte: G1 AGRO (2023).



Fonte: Folha de Pernambuco (2021).



Fonte: Julien Pereira, G1 (2022).

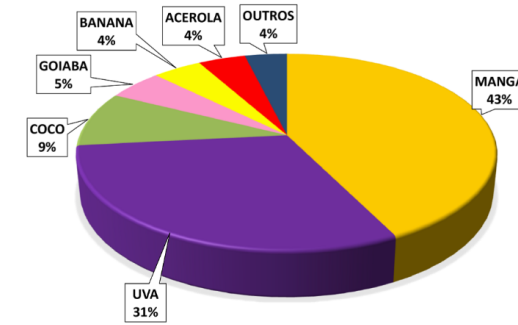
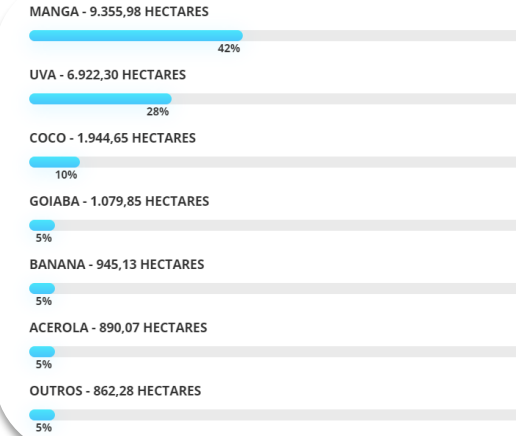


Fonte: Codevasf (2020).



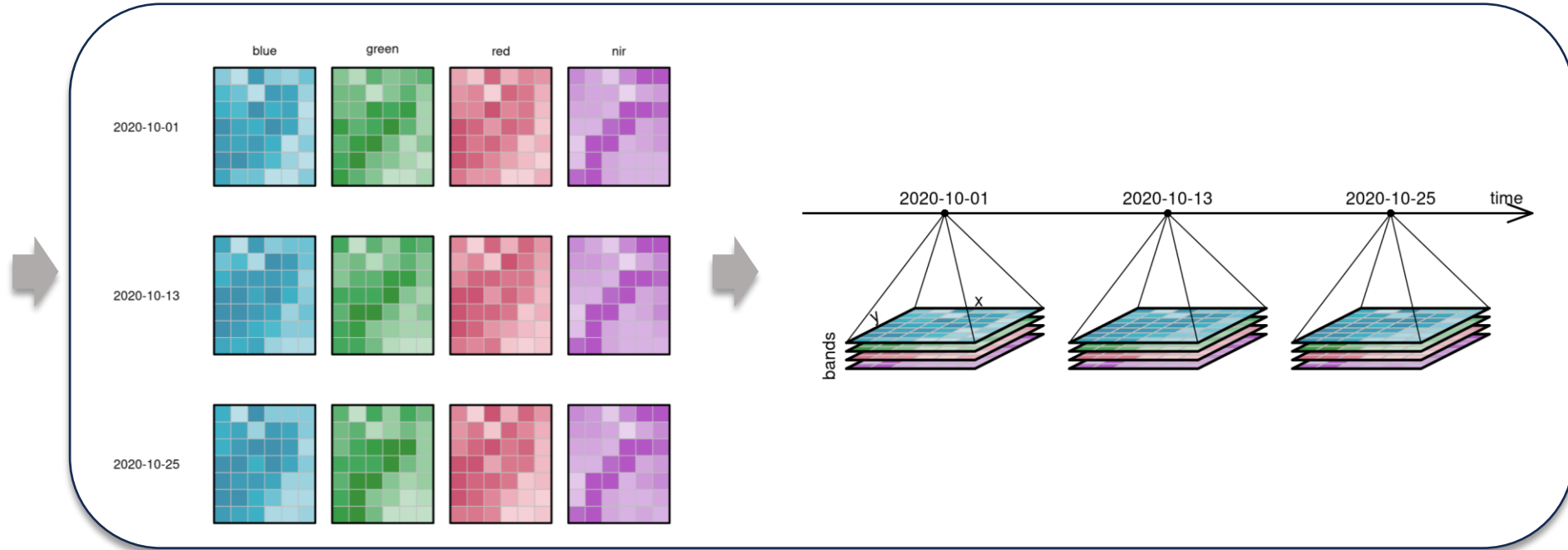
Fonte: G1 Petrolina (2022).

Principais culturas no município de Petrolina

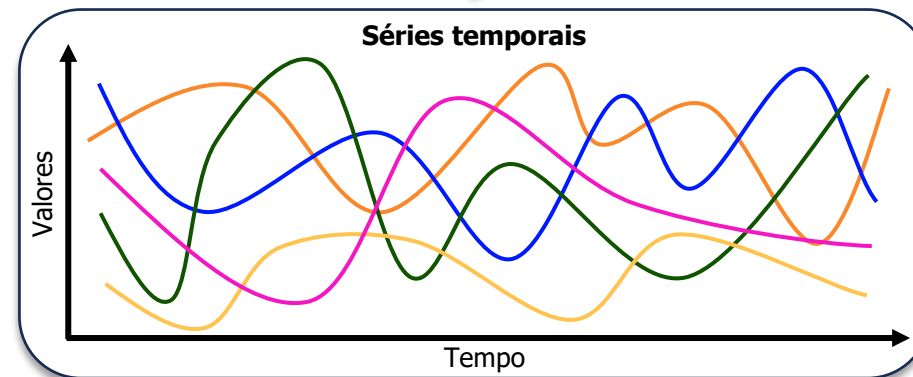


Fonte: Distrito de Irrigação Nilo Coelho - DINC (2024).

Cubo de dados de observação da terra e extração de séries temporais

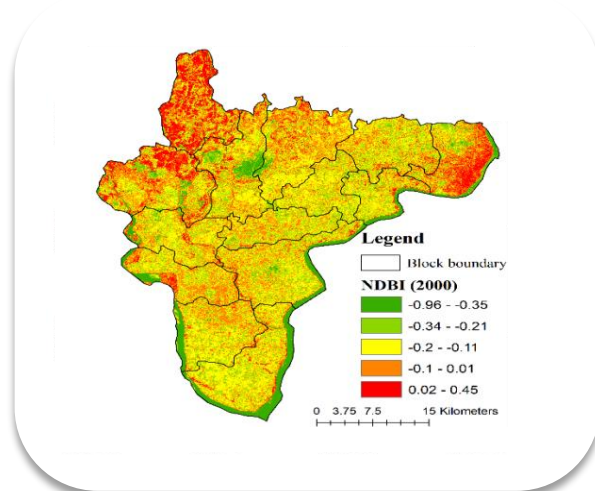


Fonte: Pebesma and Bivand (2019).



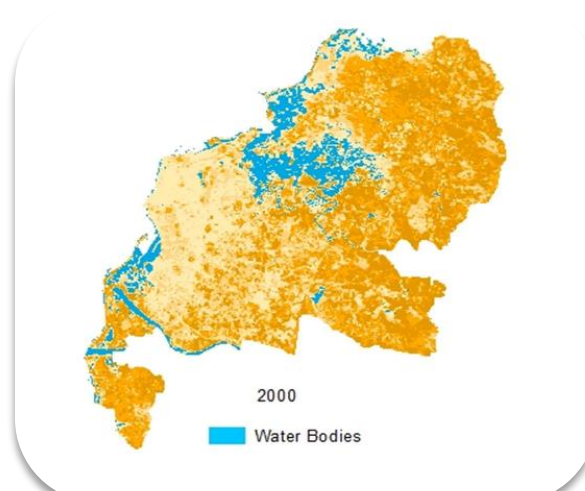
Índices espectrais

Índice de diferença normalizada de área construída



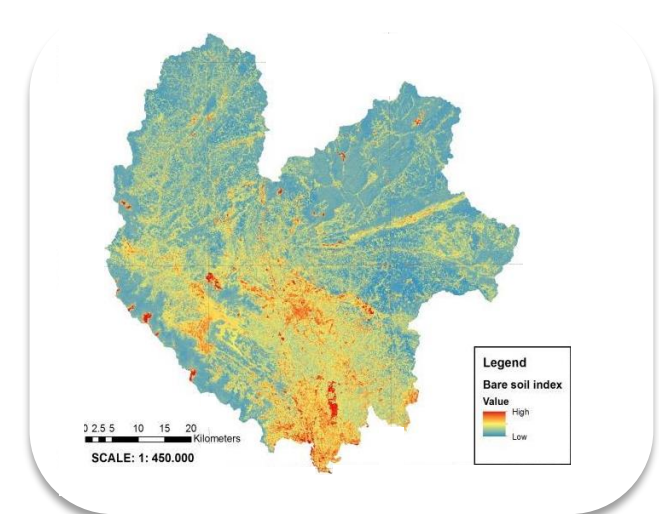
Fonte: Ghosh et. al (2021).

Índice de diferença normalizada da água modificado



Fonte: Ali et. al (2019).

Índice de solo exposto



Fonte: Loi et. al (2017).

Objetivo

O objetivo é combinar bandas e índices espectrais de imagens de satélite para mapear áreas de cultivos agrícolas no município de Petrolina, Pernambuco, Brasil, utilizando séries temporais e algoritmos de ML.

Procedimentos metodológicos

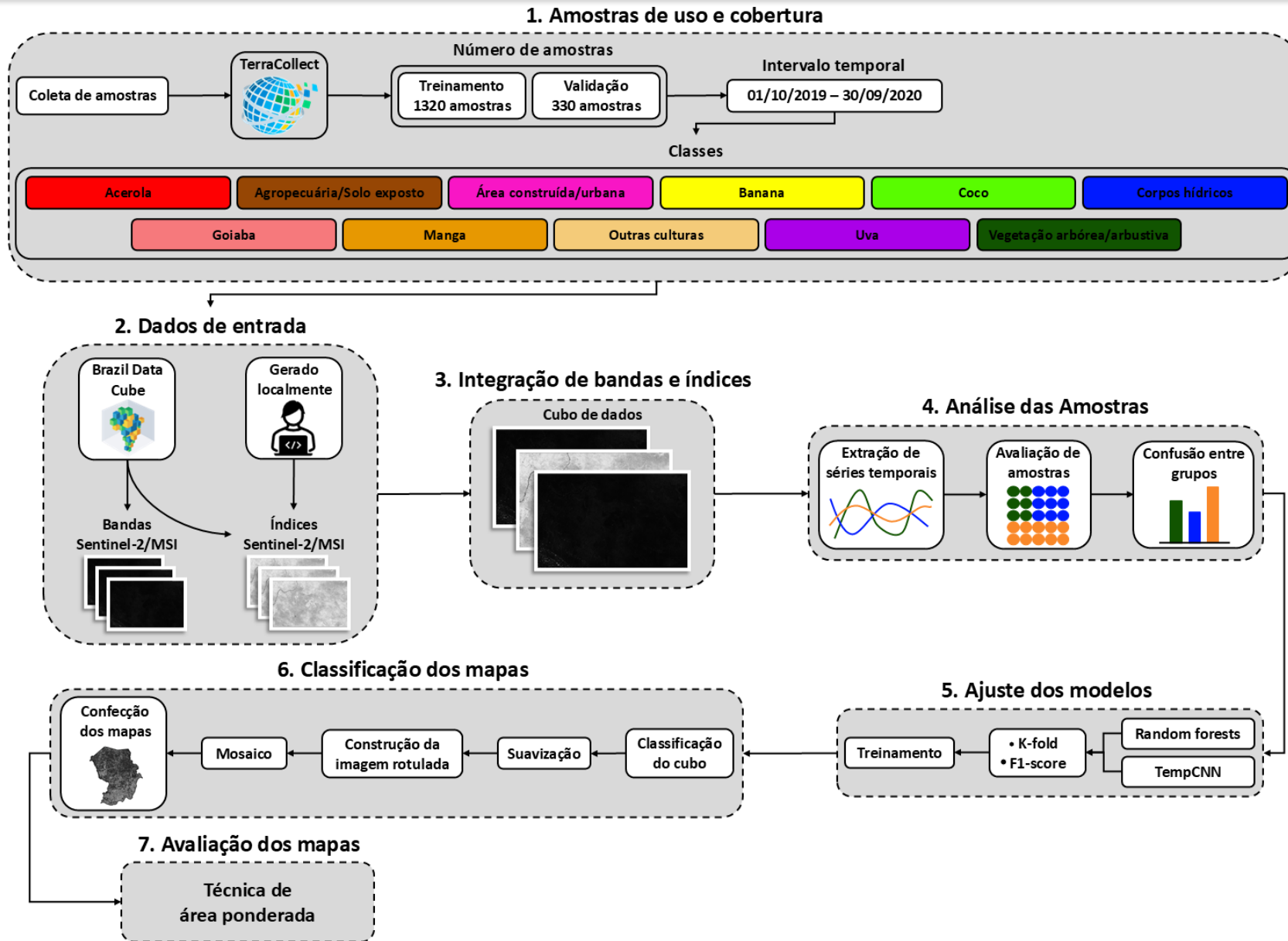


Figura 1. Fluxograma das etapas metodológicas do trabalho.

MAPA DE LOCALIZAÇÃO DO MUNICÍPIO DE PETROLINA - PE

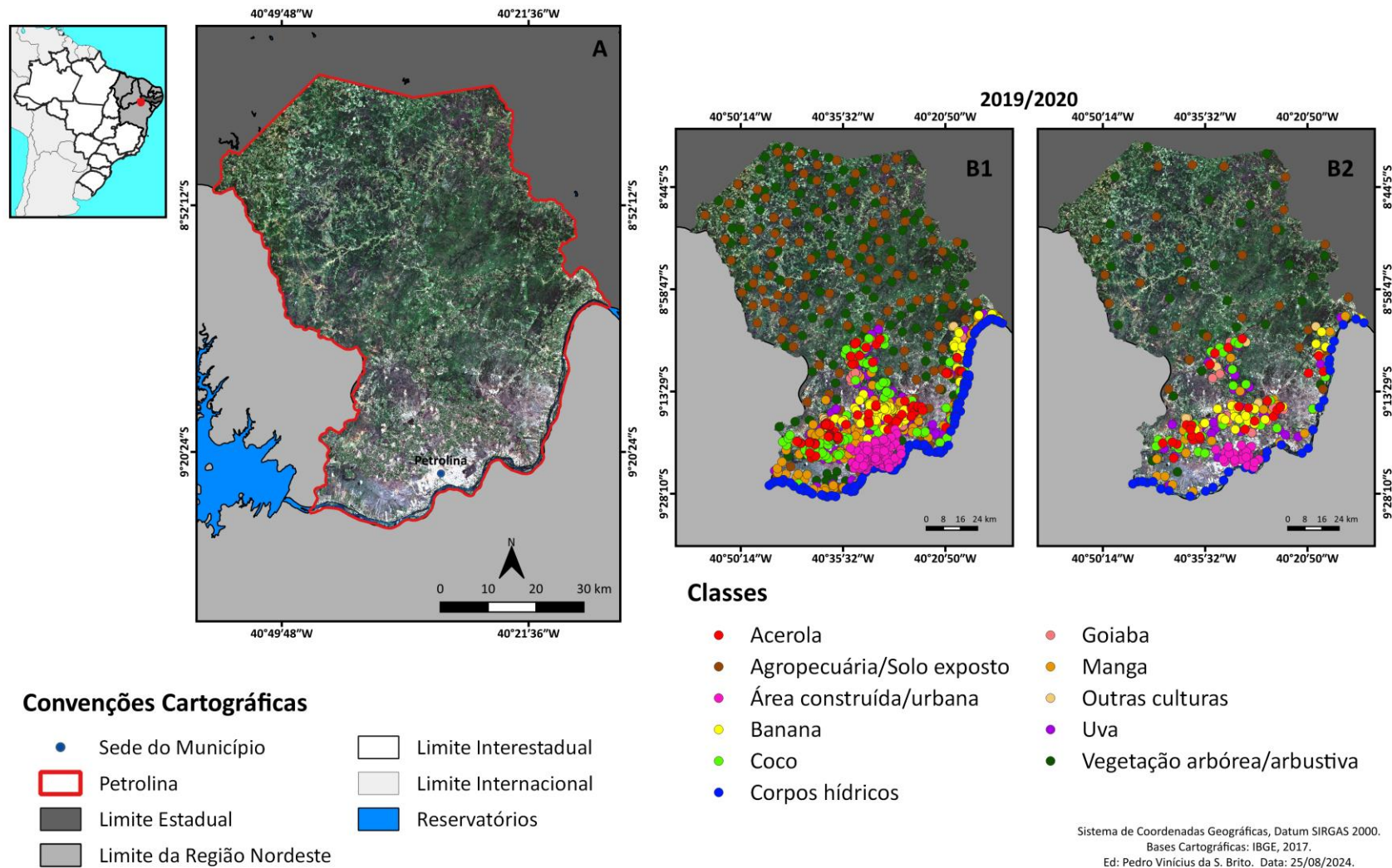


Figura 2. (A) Localização geográfica do município de Petrolina, Pernambuco. (B1) Amostras utilizadas no treinamento dos classificadores RF e TempCNN. (B2) Amostras utilizadas para validar os mapas classificados a partir da técnica de área ponderada.

Tabela 1. Bandas e índices espectrais que serão utilizados os experimentos.

Bandas espectrais			
Disponibilidade	Banda	Descrição	
BDC	B02	Blue	
	B03	Green	
	B04	Red	
	B08	Nir	
	B11	Swir16	
	B12	Swir22	
	B8A	Nir08	
	SCL	Cloud	
Índices espectrais			
Disponibilidade	Índice	Fórmula	Referência
BDC	EVI	$2,5 \cdot \frac{nir-red}{nir+6 \cdot red+7,5 \cdot blue+1}$	Huete, Justice e Leeuwen (1999)
	NDVI	$\frac{nir-red}{nir+red}$	Rouse et al. (1974)
Computado localmente	DBSI	$\frac{swir-green}{swir+green} - NDVI$	Rasul et al. (2018)
	GNDVI	$\frac{nir-green}{NDVI+green}$	Gitelson, Kaufman e Merzlyak (1996)
	MNDBI	$\frac{swir22-nir}{swir22+nir}$	Faridatul e Wu (2019)
	MNDWI	$\frac{green-swir}{green+swir}$	Xu (2006)
	MSAVI	$\frac{2 \cdot nir+1-\sqrt{(2 \cdot nir+1)^2-8 \cdot (nir-red)}}{2}$	Qi et al. (1994)
	NDBI	$\frac{swir16-nir}{swir16+nir}$	Zha, Gao e Ni (2003)
	SAVI	$\frac{nir-red}{nir+red+L} \cdot (1+L)$	Huete (1988)

BDC = Brazil Data Cube; EVI= Enhanced Vegetation Index; NDVI = Normalized difference vegetation index; DBSI = Dry Bare Soil Index; GNDVI = Green Normalized difference vegetation; MNDBI = Modified Normalized Difference Bare Land Index; MNDWI = Modification of Normalized Difference Water Index; MSAVI = Modified Soil Adjusted Vegetation Index; NDBI = Normalized Density Building Index; SAVI= Soil Adjusted Vegetation Index.

Tabela 2. Sequências dos 4 experimentos realizados no estudo.

Experimento	Atributo	Modelo	Período
01	Bandas		
02	Bandas	RF	
	Índices		2019/2020
03	Bandas		
04	Bandas	TempCNN	
	Índices		

Resultados

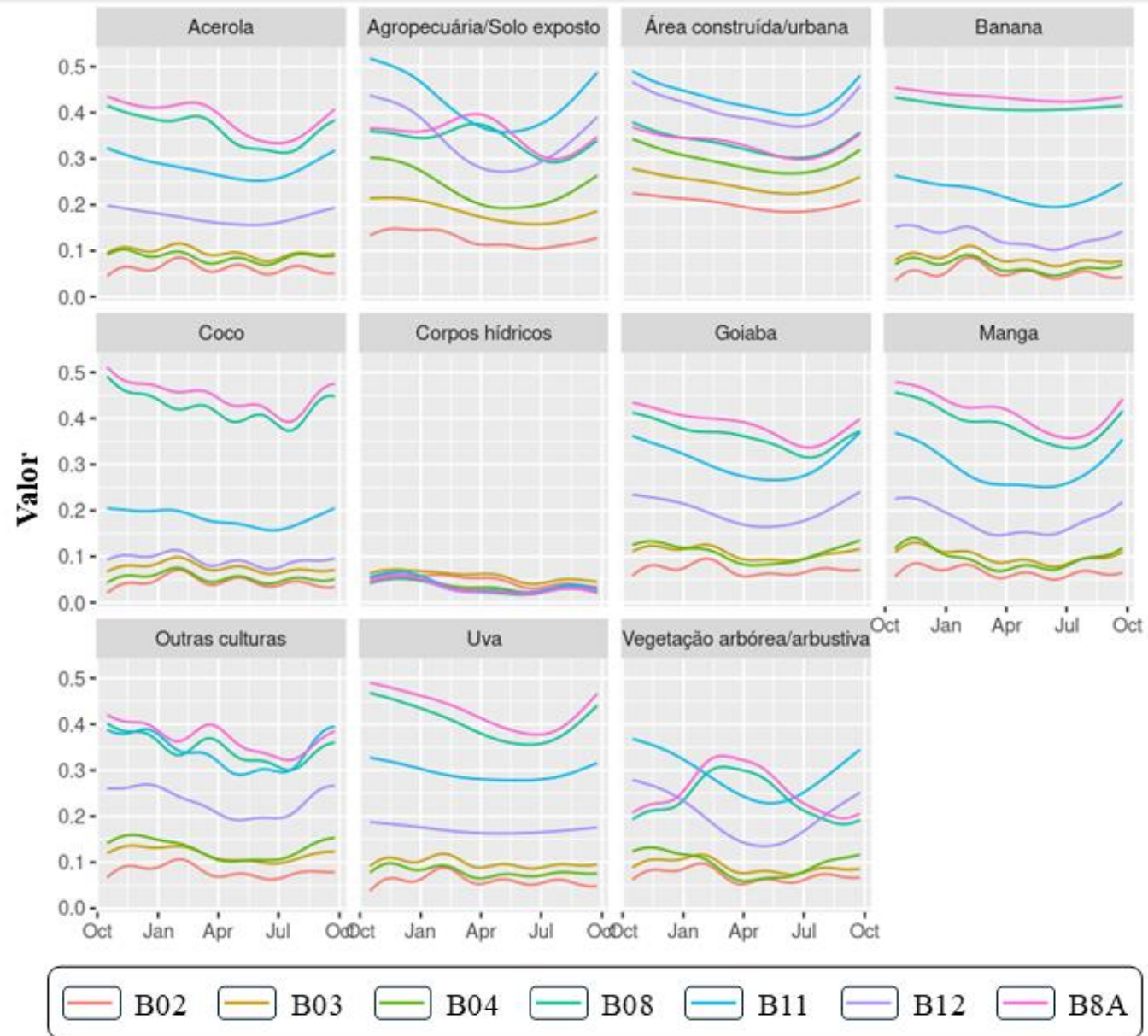


Figura 3. Padrões espectro-temporais de cada classe para as bandas B02, B03, B04, B08, B11, B12 e B8A obtidos via GAM.

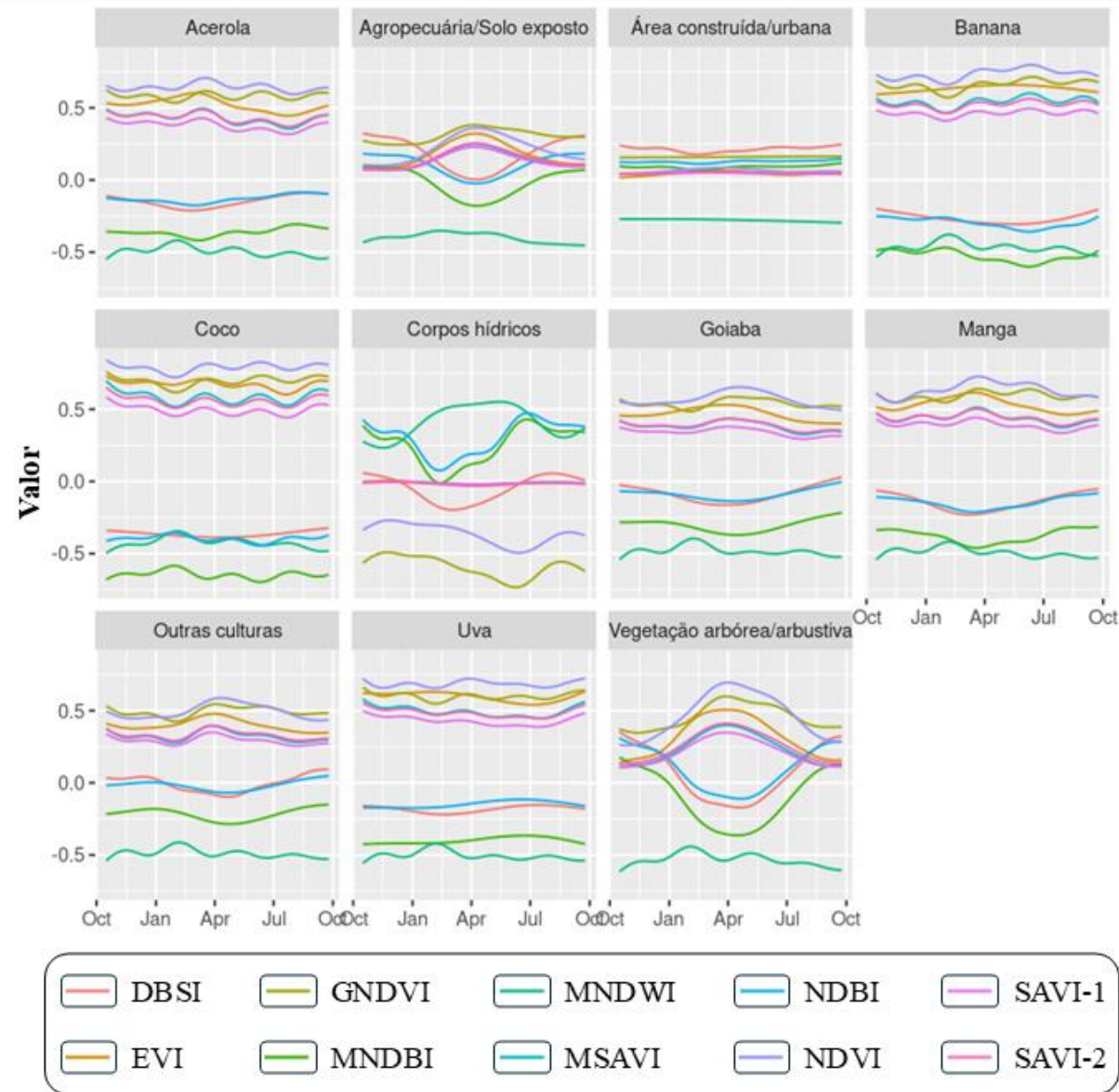


Figura 4. Padrões espectro-temporais de cada classe para os índices DBSI, EVI, GNDVI, MNDBI, MNDWI, MSAVI, NDBI, NDVI, SAVI-1 e SAVI-2 obtidos via GAM.

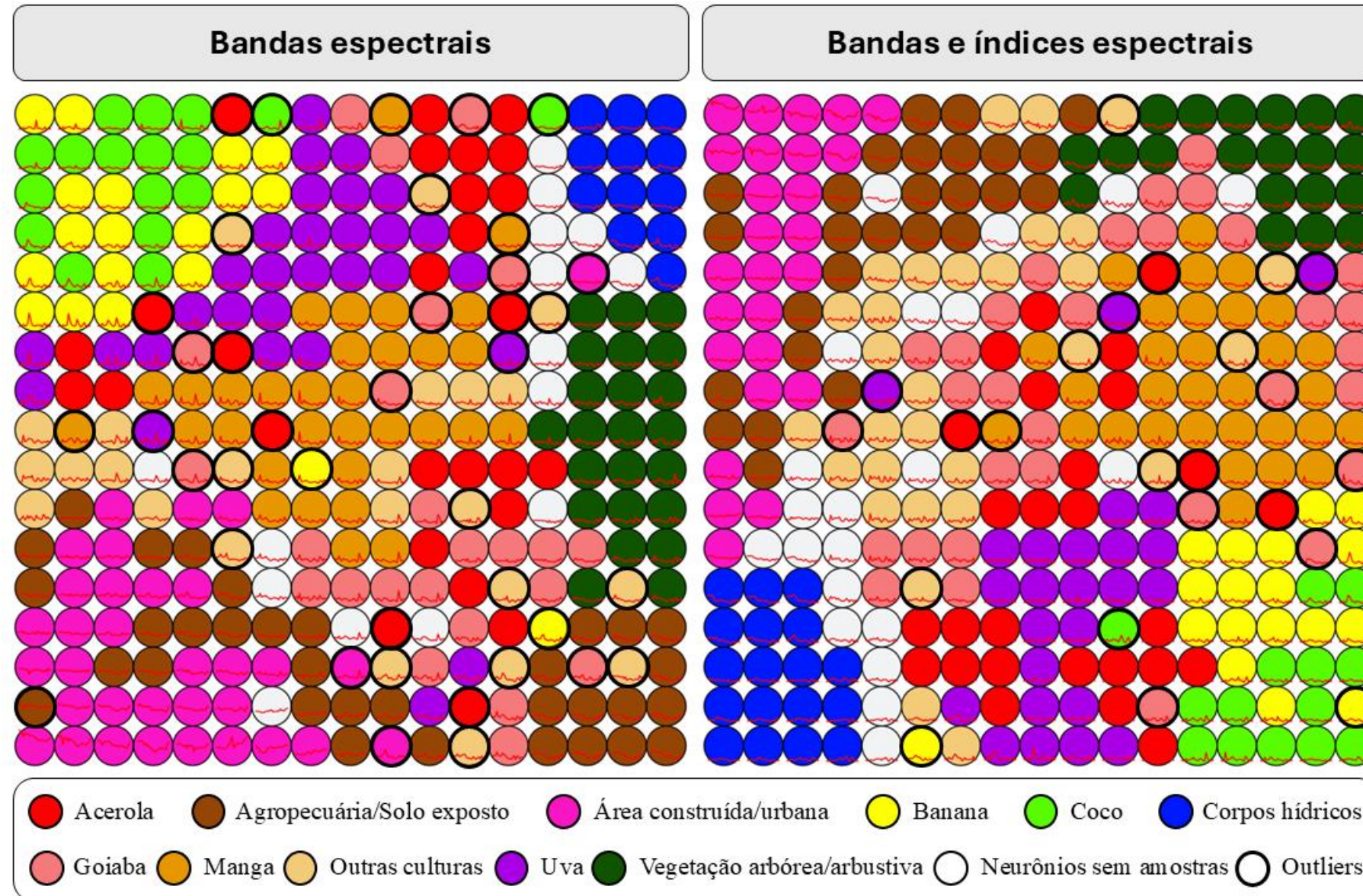


Figura 5: Agrupamentos das séries temporais dos experimentos na grade 17x17.

Tabela 3. Amostras filtradas a partir da aplicação do SOM.

Bandas espectrais		
Classe	Número de amostras	(%)
Acerola	34	4,43
Agropecuária/Solo exposto	83	10,83
Área construída/urbana	89	11,61
Banana	26	3,39
Coco	65	8,48
Corpos hídricos	120	15,66
Goiaba	52	6,78
Manga	43	5,61
Outras culturas	70	9,13
Uva	72	9,39
Vegetação arbórea/arbustiva	112	14,62
Total	776	
Bandas e índices espectrais		
Acerola	55	6,73
Agropecuária/Solo exposto	87	10,64
Área construída/urbana	101	12,36
Banana	40	4,89
Coco	72	8,81
Corpos hídricos	120	14,68
Goiaba	43	5,26
Manga	50	6,11
Outras culturas	69	8,44
Uva	69	8,44
Vegetação arbórea/arbustiva	111	13,58
Total	817	

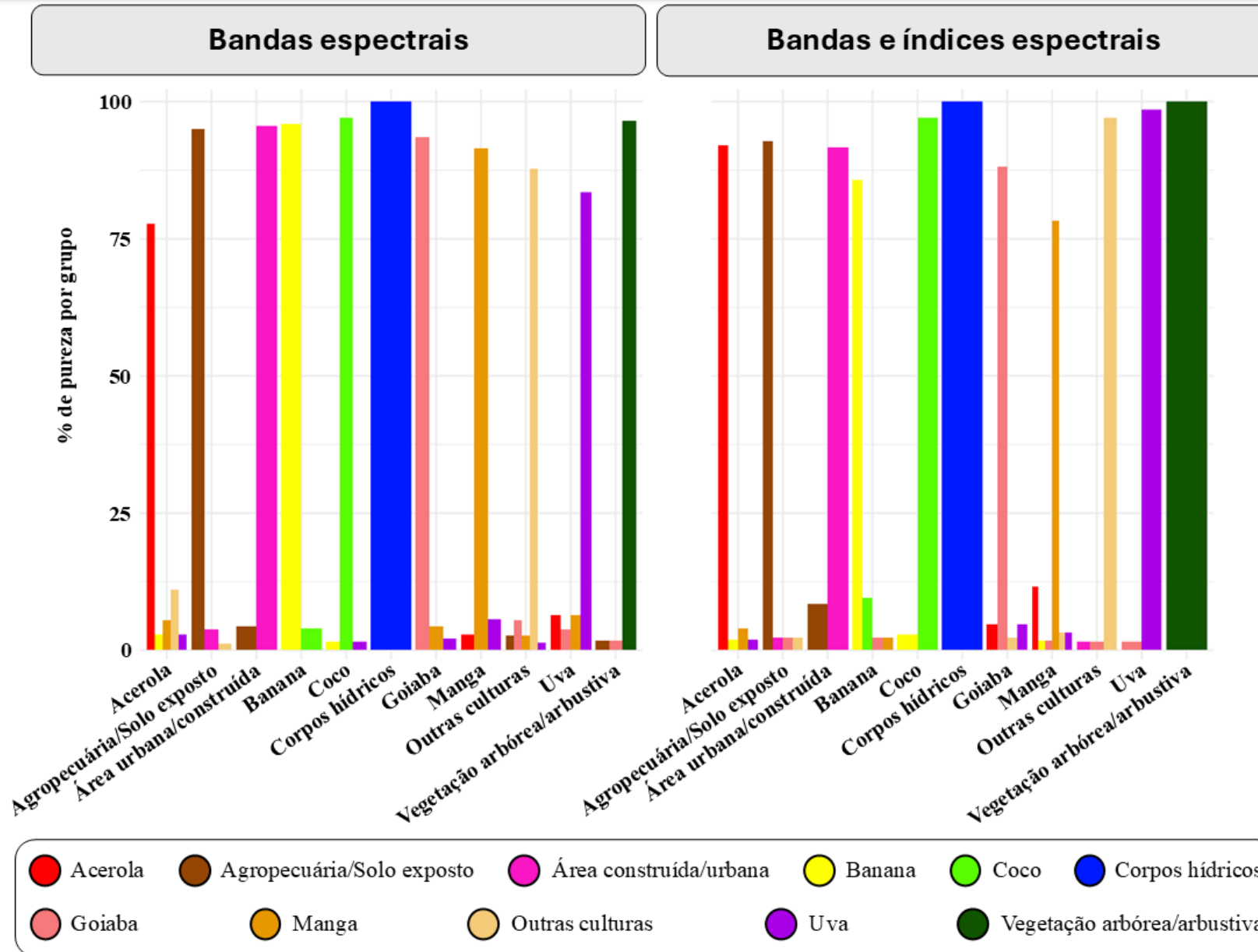


Figura 6: Porcentagem de confusão entre os grupos do agrupamento SOM com grade 17x17.

Tabela 4. Validação *k-fold* nos conjuntos de treinamento dos experimentos com os modelos RF e TempCNN.

Nº árvores:	Random Forest					TempCNN
	Acurácia (%)					
	100	500	1000	1500	2000	
	Experimento 01					Experimento 03
	88,3	88,4	87,9	90,3	88,4	89,2
	Experimento 02					Experimento 04
	90,7	92,3	90,1	91,4	90,9	93,6

Tabela 5. *F1-scores* no conjunto de treinamento dos experimentos com os modelos RF.

Classes	Random Forest	TempCNN
	Acurácia (%)	
	Experimento 01	Experimento 03
Acerola	82,2	85
Agropecuária/Solo exposto	100	97,8
Área construída/urbana	93,2	91
Banana	97,8	95,4
Coco	85,7	100
Corpos hídricos	96,9	69
Goiaba	78,3	77,3
Manga	71,9	77,5
Outras culturas	84	83
Uva	86,8	76,9
Vegetação arbórea/arbustiva	91,2	92
	Experimento 02	Experimento 04
Acerola	98,2	93
Agropecuária/Solo exposto	89,4	99,1
Área construída/urbana	100	100
Banana	90,9	97,1
Coco	96,5	88,5
Corpos hídricos	83,3	91,1
Goiaba	84,3	95,2
Manga	93,4	87,4
Outras culturas	76,3	77,5
Uva	93,2	96,1
Vegetação arbórea/arbustiva	91,1	82,9

Tabela 4. Validação *k-fold* nos conjuntos de treinamento dos experimentos com os modelos RF e TempCNN.

Nº árvores:	Random Forest					TempCNN
	Acurácia (%)					
	100	500	1000	1500	2000	
	Experimento 01					Experimento 03
	88,3	88,4	87,9	90,3	88,4	89,2
	Experimento 02					Experimento 04
	90,7	92,3	90,1	91,4	90,9	93,6

Tabela 5. *F1-scores* no conjunto de treinamento dos experimentos com os modelos RF.

Classes	Random Forest	TempCNN
	Acurácia (%)	
	Experimento 01	Experimento 03
Acerola	82,2	85
Agropecuária/Solo exposto	100	97,8
Área construída/urbana	93,2	91
Banana	97,8	95,4
Coco	85,7	100
Corpos hídricos	96,9	69
Goiaba	78,3	77,3
Manga	71,9	77,5
Outras culturas	84	83
Uva	86,8	76,9
Vegetação arbórea/arbustiva	91,2	92
	Experimento 02	Experimento 04
Acerola	98,2	93
Agropecuária/Solo exposto	89,4	99,1
Área construída/urbana	100	100
Banana	90,9	97,1
Coco	96,5	88,5
Corpos hídricos	83,3	91,1
Goiaba	84,3	95,2
Manga	93,4	87,4
Outras culturas	76,3	77,5
Uva	93,2	96,1
Vegetação arbórea/arbustiva	91,1	82,9

Tabela 4. Validação *k-fold* nos conjuntos de treinamento dos experimentos com os modelos RF e TempCNN.

Nº árvores:	Random Forest					TempCNN
	Acurácia (%)					
	100	500	1000	1500	2000	
	Experimento 01					Experimento 03
	88,3	88,4	87,9	90,3	88,4	89,2
	Experimento 02					Experimento 04
	90,7	92,3	90,1	91,4	90,9	93,6

Tabela 5. *F1-scores* no conjunto de treinamento dos experimentos com os modelos RF.

Classes	Random Forest	TempCNN
	Acurácia (%)	
	Experimento 01	Experimento 03
Acerola	82,2	85
Agropecuária/Solo exposto	100	97,8
Área construída/urbana	93,2	91
Banana	97,8	95,4
Coco	85,7	100
Corpos hídricos	96,9	69
Goiaba	78,3	77,3
Manga	71,9	77,5
Outras culturas	84	83
Uva	86,8	76,9
Vegetação arbórea/arbustiva	91,2	92
	Experimento 02	Experimento 04
Acerola	98,2	93
Agropecuária/Solo exposto	89,4	99,1
Área construída/urbana	100	100
Banana	90,9	97,1
Coco	96,5	88,5
Corpos hídricos	83,3	91,1
Goiaba	84,3	95,2
Manga	93,4	87,4
Outras culturas	76,3	77,5
Uva	93,2	96,1
Vegetação arbórea/arbustiva	91,1	82,9

Tabela 4. Validação *k-fold* nos conjuntos de treinamento dos experimentos com os modelos RF e TempCNN.

Nº árvores:	Random Forest					TempCNN
	Acurácia (%)					
	100	500	1000	1500	2000	
	Experimento 01					Experimento 03
	88,3	88,4	87,9	90,3	88,4	89,2
	Experimento 02					Experimento 04
	90,7	92,3	90,1	91,4	90,9	93,6

Tabela 5. *F1-scores* no conjunto de treinamento dos experimentos com os modelos RF.

Classes	Random Forest	TempCNN
	Acurácia (%)	
	Experimento 01	Experimento 03
Acerola	82,2	85
Agropecuária/Solo exposto	100	97,8
Área construída/urbana	93,2	91
Banana	97,8	95,4
Coco	85,7	100
Corpos hídricos	96,9	69
Goiaba	78,3	77,3
Manga	71,9	77,5
Outras culturas	84	83
Uva	86,8	76,9
Vegetação arbórea/arbustiva	91,2	92
	Experimento 02	Experimento 04
Acerola	98,2	93
Agropecuária/Solo exposto	89,4	99,1
Área construída/urbana	100	100
Banana	90,9	97,1
Coco	96,5	88,5
Corpos hídricos	83,3	91,1
Goiaba	84,3	95,2
Manga	93,4	87,4
Outras culturas	76,3	77,5
Uva	93,2	96,1
Vegetação arbórea/arbustiva	91,1	82,9

Tabela 4. Validação *k-fold* nos conjuntos de treinamento dos experimentos com os modelos RF e TempCNN.

Nº árvores:	Random Forest					TempCNN
	Acurácia (%)					
	100	500	1000	1500	2000	
	Experimento 01					Experimento 03
	88,3	88,4	87,9	90,3	88,4	89,2
	Experimento 02					Experimento 04
	90,7	92,3	90,1	91,4	90,9	93,6

Tabela 5. *F1-scores* no conjunto de treinamento dos experimentos com os modelos RF.

Classes	Random Forest	TempCNN
	Acurácia (%)	
	Experimento 01	Experimento 03
Acerola	82,2	85
Agropecuária/Solo exposto	100	97,8
Área construída/urbana	93,2	91
Banana	97,8	95,4
Coco	85,7	100
Corpos hídricos	96,9	69
Goiaba	78,3	77,3
Manga	71,9	77,5
Outras culturas	84	83
Uva	86,8	76,9
Vegetação arbórea/arbustiva	91,2	92
	Experimento 02	Experimento 04
Acerola	98,2	93
Agropecuária/Solo exposto	89,4	99,1
Área construída/urbana	100	100
Banana	90,9	97,1
Coco	96,5	88,5
Corpos hídricos	83,3	91,1
Goiaba	84,3	95,2
Manga	93,4	87,4
Outras culturas	76,3	77,5
Uva	93,2	96,1
Vegetação arbórea/arbustiva	91,1	82,9

Tabela 4. Validação *k-fold* nos conjuntos de treinamento dos experimentos com os modelos RF e TempCNN.

Nº árvores:	Random Forest					TempCNN
	Acurácia (%)					
	100	500	1000	1500	2000	
	Experimento 01					Experimento 03
	88,3	88,4	87,9	90,3	88,4	89,2
	Experimento 02					Experimento 04
	90,7	92,3	90,1	91,4	90,9	93,6

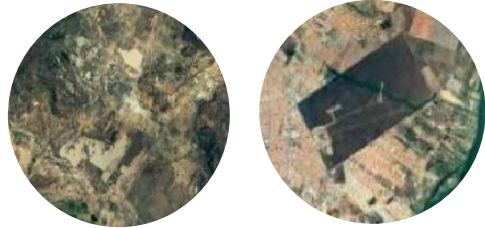
Tabela 5. *F1-scores* no conjunto de treinamento dos experimentos com os modelos RF.

Classes	Random Forest	TempCNN
	Acurácia (%)	
	Experimento 01	Experimento 03
Acerola	82,2	85
Agropecuária/Solo exposto	100	97,8
Área construída/urbana	93,2	91
Banana	97,8	95,4
Coco	85,7	100
Corpos hídricos	96,9	69
Goiaba	78,3	77,3
Manga	71,9	77,5
Outras culturas	84	83
Uva	86,8	76,9
Vegetação arbórea/arbustiva	91,2	92
	Experimento 02	Experimento 04
Acerola	98,2	93
Agropecuária/Solo exposto	89,4	99,1
Área construída/urbana	100	100
Banana	90,9	97,1
Coco	96,5	88,5
Corpos hídricos	83,3	91,1
Goiaba	84,3 → 10,9% ←	95,2
Manga	93,4	87,4
Outras culturas	76,3	77,5
Uva	93,2	96,1
Vegetação arbórea/arbustiva	91,1	82,9

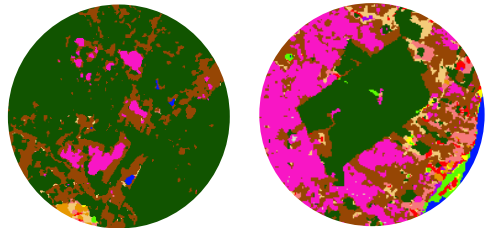
MAPAS DE USO E COBERTURA DA TERRA DO MUNICÍPIO DE PETROLINA - PE

Região a Região b

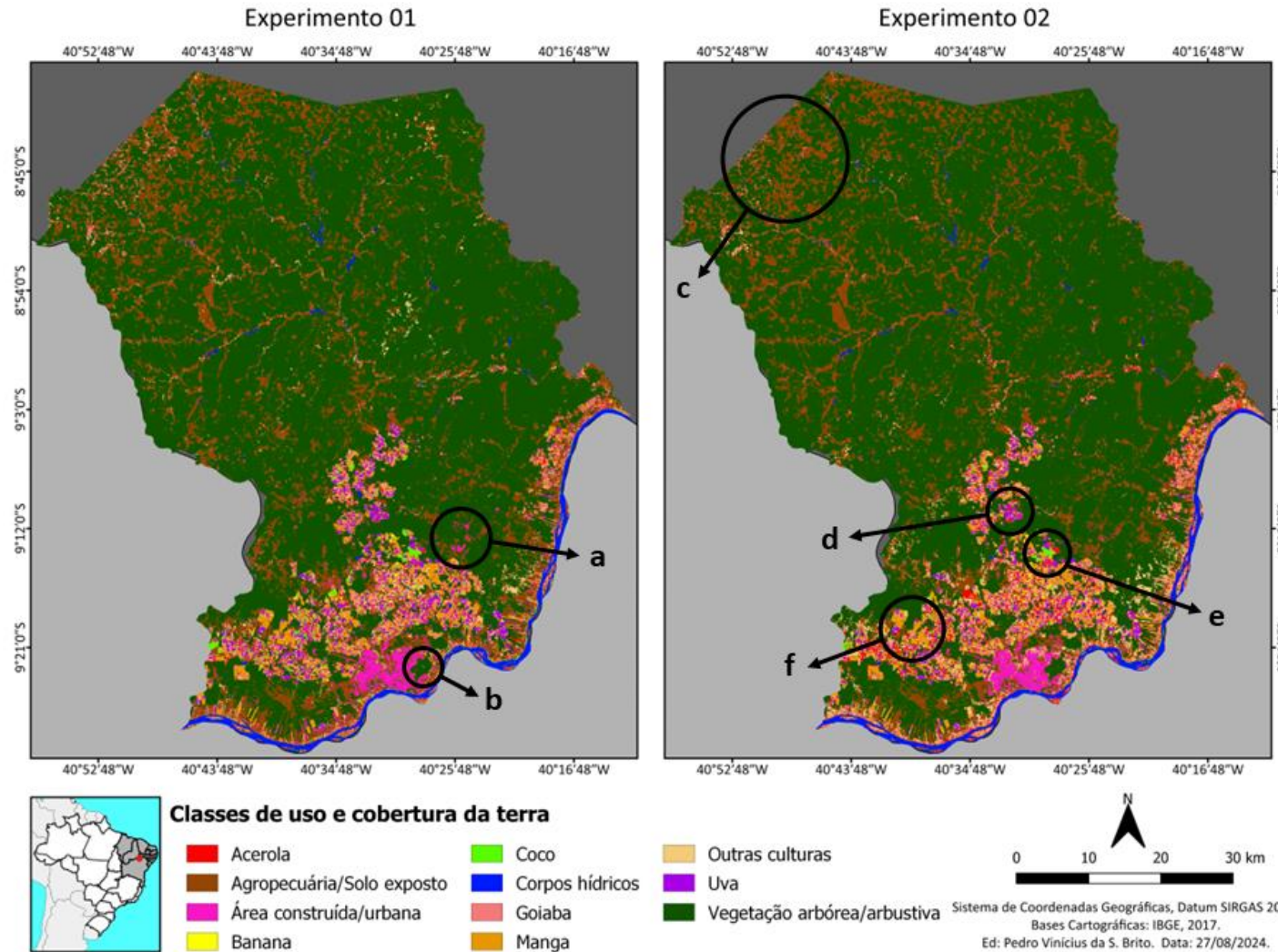
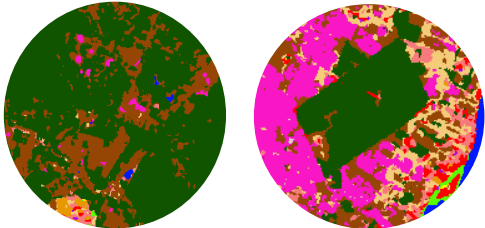
Google satélite



Experimento 01 - (RF)



Experimento 02 - (RF)

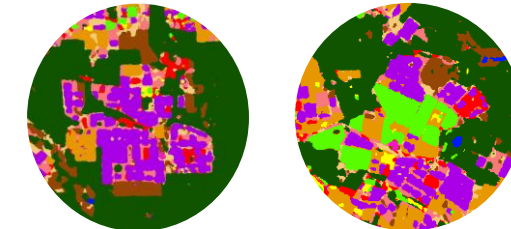


Região d Região e

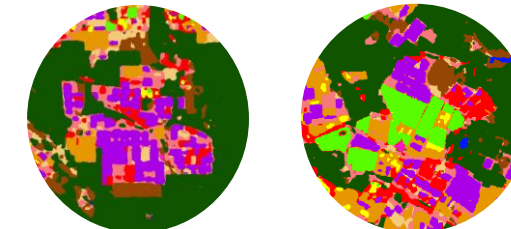
Google satélite



Experimento 01 - (RF)



Experimento 02 - (RF)



Região f

Experimento 02 - (RF)



Figura 7: Classificações de uso e cobertura da Terra para 2019/2020 via RF para Petrolina-PE.

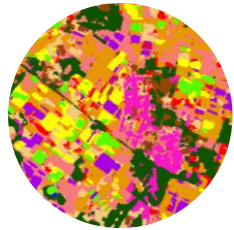
MAPAS DE USO E COBERTURA DA TERRA DO MUNICÍPIO DE PETROLINA - PE

Região h

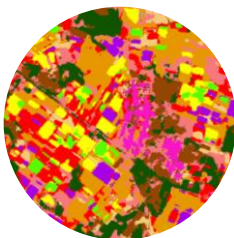
Google satélite



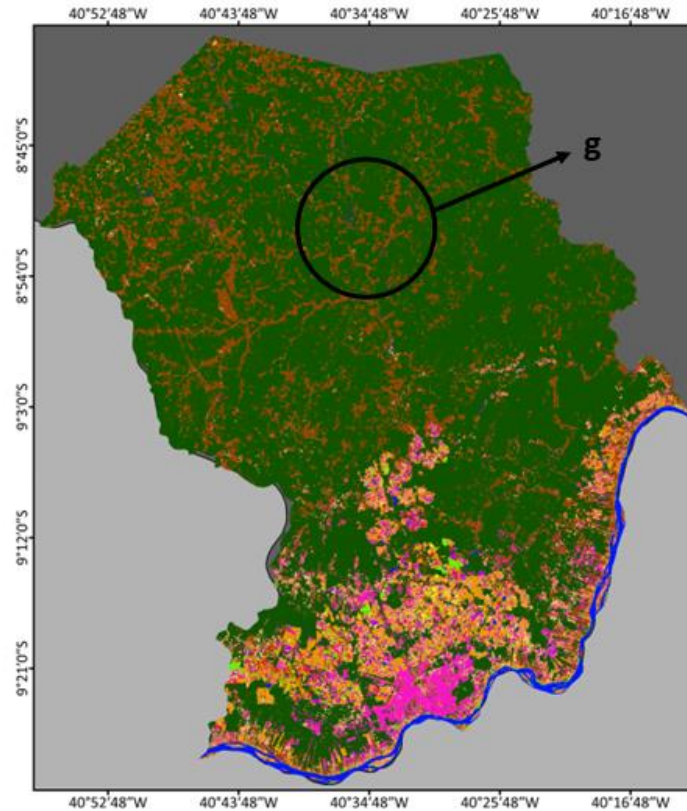
Experimento 03 - (TempCNN)



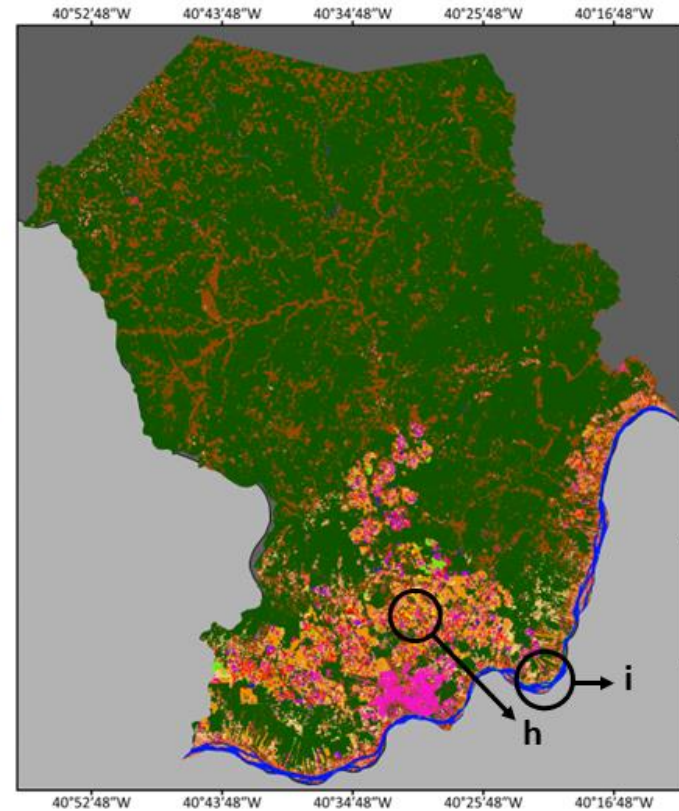
Experimento 04 - (TempCNN)



Experimento 03



Experimento 04

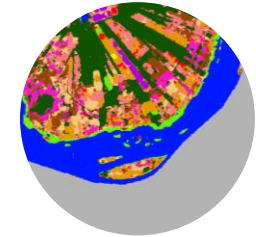


Região i

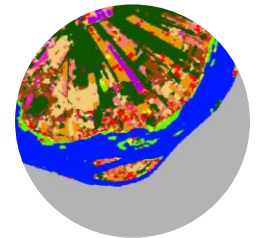
Google satélite



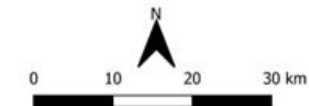
Experimento 03 - (TempCNN)



Experimento 04 - (TempCNN)



Classes de uso e cobertura da terra



Sistema de Coordenadas Geográficas, Datum SIRGAS 2000.
Bases Cartográficas: IBGE, 2017.
Ed: Pedro Vinicius da S. Brito. Data: 27/08/2024.

Figura 8: Classificações de uso e cobertura da Terra para 2019/2020 via TempCNN para Petrolina-PE.

Tabela 6. Valor de acurácia das imagens classificadas a partir da técnica de área ponderada.

	AP(%)	AU(%)	AG(%)	Experimento 03		
Experimento 01						
Classes	RF	RF	RF	TC	TC	TC
Acerola	21	65	93	Acerola	25	79
Agropecuária/Solo exposto	100	85		Agropecuária/Solo exposto	98	100
Área construída/urbana	100	94		Área construída/urbana	100	91
Banana	17	62		Banana	18	61
Coco	92	74		Coco	93	69
Corpos hídricos	100	100		Corpos hídricos	100	100
Goiaba	42	73		Goiaba	42	58
Manga	62	85		Manga	88	64
Outras culturas	NaN	0		Outras culturas	NaN	0
Uva	54	54		Uva	51	76
Vegetação arbórea/arbustiva	100	100		Vegetação arbórea/arbustiva	100	100
Experimento 02				Experimento 04		
Acerola	39	58	92	Acerola	32	60
Agropecuária/Solo exposto	100	88		Agropecuária/Solo exposto	100	91
Área construída/urbana	62	94		Área construída/urbana	53	100
Banana	11	68		Banana	19	67
Coco	84	78		Coco	64	71
Corpos hídricos	100	100		Corpos hídricos	100	100
Goiaba	47	60		Goiaba	39	56
Manga	43	75		Manga	90	67
Outras culturas	NaN	0		Outras culturas	NaN	0
Uva	59	71		Uva	59	82
Vegetação arbórea/arbustiva	100	100		Vegetação arbórea/arbustiva	100	100

RF = *Random forest*, TC = TempCNN, AP = Acurácia do produtor; AU = Acurácia do usuário, AG = Acurácia global.

Tabela 6. Valor de acurácia das imagens classificadas a partir da técnica de área ponderada.

	AP(%)	AU(%)	AG(%)	Experimento 03		
Experimento 01						
Classes	RF	RF	RF	TC	TC	TC
Acerola	21	65	93	Acerola	25	79
Agropecuária/Solo exposto	100	85		Agropecuária/Solo exposto	98	100
Área construída/urbana	100	94		Área construída/urbana	100	91
Banana	17	62		Banana	18	61
Coco	92	74		Coco	93	69
Corpos hídricos	100	100		Corpos hídricos	100	100
Goiaba	42	73		Goiaba	42	58
Manga	62	85		Manga	88	64
Outras culturas	NaN	0		Outras culturas	NaN	0
Uva	54	54		Uva	51	76
Vegetação arbórea/arbustiva	100	100		Vegetação arbórea/arbustiva	100	100
Experimento 02				Experimento 04		
Acerola	39	58	92	Acerola	32	60
Agropecuária/Solo exposto	100	88		Agropecuária/Solo exposto	100	91
Área construída/urbana	62	94		Área construída/urbana	53	100
Banana	11	68		Banana	19	67
Coco	84	78		Coco	64	71
Corpos hídricos	100	100		Corpos hídricos	100	100
Goiaba	47	60		Goiaba	39	56
Manga	43	75		Manga	90	67
Outras culturas	NaN	0		Outras culturas	NaN	0
Uva	59	71		Uva	59	82
Vegetação arbórea/arbustiva	100	100		Vegetação arbórea/arbustiva	100	100

RF = *Random forest*, TC = TempCNN, AP = Acurácia do produtor; AU = Acurácia do usuário, AG = Acurácia global.

Tabela 6. Valor de acurácia das imagens classificadas a partir da técnica de área ponderada.

	AP(%)	AU(%)	AG(%)	Experimento 03			
Experimento 01					TC	TC	TC
Classes	RF	RF	RF				
Acerola	21	65	93	Acerola	25	79	94
Agropecuária/Solo exposto	100	85		Agropecuária/Solo exposto	98	100	
Área construída/urbana	100	94		Área construída/urbana	100	91	
Banana	17	62		Banana	18	61	
Coco	92	74		Coco	93	69	
Corpos hídricos	100	100		Corpos hídricos	100	100	
Goiaba	42	73		Goiaba	42	58	
Manga	62	85		Manga	88	64	
Outras culturas	NaN	0		Outras culturas	NaN	0	
Uva	54	54		Uva	51	76	
Vegetação arbórea/arbustiva	100	100		Vegetação arbórea/arbustiva	100	100	
Experimento 02				Experimento 04			
Acerola	39	58	92	Acerola	32	60	93
Agropecuária/Solo exposto	100	88		Agropecuária/Solo exposto	100	91	
Área construída/urbana	62	94		Área construída/urbana	53	100	
Banana	11	68		Banana	19	67	
Coco	84	78		Coco	64	71	
Corpos hídricos	100	100		Corpos hídricos	100	100	
Goiaba	47	60		Goiaba	39	56	
Manga	43	75		Manga	90	67	
Outras culturas	NaN	0		Outras culturas	NaN	0	
Uva	59	71		Uva	59	82	
Vegetação arbórea/arbustiva	100	100		Vegetação arbórea/arbustiva	100	100	

RF = *Random forest*, TC = TempCNN, AP = Acurácia do produtor; AU = Acurácia do usuário, AG = Acurácia global.

Tabela 6. Valor de acurácia das imagens classificadas a partir da técnica de área ponderada.

	AP(%)	AU(%)	AG(%)	Experimento 03		
Experimento 01						
Classes	RF	RF	RF	TC	TC	TC
Acerola	21	65	93	Acerola	25	79
Agropecuária/Solo exposto	100	85		Agropecuária/Solo exposto	98	100
Área construída/urbana	100	94		Área construída/urbana	100	91
Banana	17	62		Banana	18	61
Coco	92	74		Coco	93	69
Corpos hídricos	100	100		Corpos hídricos	100	100
Goiaba	42	73		Goiaba	42	58
Manga	62	85		Manga	88	64
Outras culturas	NaN	0		Outras culturas	NaN	0
Uva	54	54		Uva	51	76
Vegetação arbórea/arbustiva	100	100		Vegetação arbórea/arbustiva	100	100
Experimento 02				Experimento 04		
Acerola	39	58	92	Acerola	32	60
Agropecuária/Solo exposto	100	88		Agropecuária/Solo exposto	100	91
Área construída/urbana	62	94		Área construída/urbana	53	100
Banana	11	68		Banana	19	67
Coco	84	78		Coco	64	71
Corpos hídricos	100	100		Corpos hídricos	100	100
Goiaba	47	60		Goiaba	39	56
Manga	43	75		Manga	90	67
Outras culturas	NaN	0		Outras culturas	NaN	0
Uva	59	71		Uva	59	82
Vegetação arbórea/arbustiva	100	100		Vegetação arbórea/arbustiva	100	100

RF = *Random forest*, TC = TempCNN, AP = Acurácia do produtor; AU = Acurácia do usuário, AG = Acurácia global.

Conclusão

- A metodologia desenvolvida para integrar cubos de dados de observação da Terra, utilizando bandas e índices espectrais, possibilitou mapear os tipos de classe de uso e cobertura da Terra descritos neste estudo, por meio de SITS e algoritmos de ML, especialmente para os principais cultivos agrícolas no município de Petrolina-PE.
- O desempenho dos modelos em termos de acurácia foi pequena, com uma diferença de apenas 1% entre o RF e o TempCNN.
- A combinação que gerou a melhor classificação dos mapas para as culturas agrícolas foi usando o modelo TempCNN com apenas bandas espectrais (experimento 03).
- Este estudo pode contribuir para o avanço do mapeamento agrícola, fornecendo informações essenciais para a gestão sustentável dos recursos naturais no município de Petrolina-PE.
- Como trabalho futuro, serão realizados testes combinando bandas e índices espectrais com outros tipos de dados, como variáveis meteorológicas.

Referência

K. Ferreira, G. Queiroz, L. Vinhas, R. Marujo, and et al. Earth observation data cubes for brazil: Requirements, methodology and products. *Remote Sensing*, 12(24):4033, 2020.

M. Chaves, M. Picoli, and I. Sanches. Recent applications of landsat 8/OLI and sentinel-2/MSI for land use and land cover mapping: A systematic review. *Remote Sensing*, 12(18):3062, 2020.

Pelletier, C., Valero, S., Inglada, J., Champion, N., & Dedieu, G. (2016). Assessing the robustness of Random Forests to map land cover with high resolution satellite image time series over large areas. *Remote Sensing of Environment*, 187, 156-168.

Pelletier, C., Webb, G. I., & Petitjean, F. (2019). Temporal convolutional neural network for the classification of satellite image time series. *Remote Sensing*, 11(5), 523.

R. Simoes, G. Camara, G. Queiroz, and et al. Satellite image time series analysis for big earth observation data. *Remote Sensing*, 13(13):2428, 2021.

L. Santos, K. Ferreira, and et al. Quality control and class noise reduction of satellite image time series. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 177:75–88, 2021.

Muito Obrigado!

pedro.brito@inpe.br

