

Universidade Federal do Pará
Instituto de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

**Avaliação de técnica semi-supervisionada de
análise de vetor comprimido (C2VA) em
imagens de satélites para detecção de
mudanças de uso e cobertura da terra**

Ana Carolina Quintão Siravenha

TD 16/2017

UFPA/ITEC/PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém-Pará

2017

Universidade Federal do Pará
Instituto de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Ana Carolina Quintão Siravenha

**Avaliação de técnica semi-supervisionada de
análise de vetor comprimido (C2VA) em
imagens de satélites para detecção de
mudanças de uso e cobertura da terra**

TD 16/2017

UFPA/ITEC/PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém-Pará

2017

Universidade Federal do Pará
Instituto de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Ana Carolina Quintão Siravenha

**Avaliação de técnica semi-supervisionada de análise de
vetor comprimido (C2VA) em imagens de satélites para
detecção de mudanças de uso e cobertura da terra**

Tese de doutorado submetida
à Banca Examinadora do Pro-
grama de Pós-graduação em En-
genharia Elétrica da UFPA para
a obtenção do Grau de Doutor
em Engenharia Elétrica na área
de Telecomunicações.

UFPA/ITEC/PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém-Pará

2017

Dados Internacionais de Catalogação - na - Publicação (CIP) Sistema de Bibliotecas da UFPA

Siravenha, Ana Carolina Quintão , 1986-

Avaliação de técnica semi-supervisionada de análise de vetor comprimido (C2VA) em imagens de satélites para detecção de mudanças de uso e cobertura da terra/ Ana Carolina Quintão Siravenha/ Ana Carolina Quintão Siravenha.-2017 Orientador: Evaldo Gonçalves Pelaes

Tese (Doutorado) – Universidade Federal do Pará

Instituto de Tecnologia

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2017.

1. Satélites artificiais em sensoriamento remoto. 2. Monitoração ambiental ? modelos matemáticos. 3. Sistemas de informação geográfica. I. Título.

CD D 23 ed. 621.3678

Ana Carolina Quintão Siravenha

Avaliação de técnica semi-supervisionada de análise de vetor comprimido (C2VA) em imagens de satélites para detecção de mudanças de uso e cobertura da terra

Tese de doutorado submetida à Banca Examinadora do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da UFPA para a obtenção do Grau de Doutor em Engenharia Elétrica na área de Telecomunicações.

Evaldo Gonçalves Pelaes
Orientador

**Prof. Dr. Alessandra Rodrigues
Gomes**
MEMBRO - INPE

Prof. Dr. Yuzo Iano
MEMBRO - UNICAMP

**Prof. Dr. Carlos Renato Lisboa
Francês**
MEMBRO - UFPA

Prof. Dr. Ronaldo de Freitas Zampolo
MEMBRO - UFPA

UFPA/ITEC/PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém-Pará

2017

*Este trabalho é dedicado às crianças adultas que,
quando pequenas, sonharam em se tornar cientistas.*

Agradecimentos

Primeiramente, agradeço à Deus por conceder a graça da vida e por permitir que eu alcançasse esse objetivo.

Agradeço aos meu pais, pela educação e por proporcionar meios para que eu chegasse até aqui. Agradeço à minha mãe, Marilete, por nunca ter permitido que eu desistisse, por ter chorado comigo nas quedas e comemorado as vitórias. Agradeço ao meu pai, Eugênio, cuja permanência de seu espírito nos mantém de pé, perseverando.

Agradeço ao apoio incondicional do meu irmão, Leonardo; alma pura, cujo amor incondicional me ensina a amar.

Agradeço ao companheiro que escolhi pra vida, Francisco, que me encoraja quando eu penso que cheguei no limite.

Ao meu querido orientador, Pelaes, e sua família, em especial D. Marise; amigos que me acolheram com carinho, orando e torcendo por mim.

Agradeço aos professores que passaram por minha vida, agradeço sua dedicação, seu esforço e todo tempo dedicado ao ensino e formação de pessoas de bem.

À todos meus amigos de LaPS, LASSE e ITV, pelos ótimos momentos compartilhados nesses anos.

*"Todos juntos somos fortes
Somos flecha e somos arco
Todos nós no mesmo barco
Não há nada pra temer
- ao meu lado há um amigo
Que é preciso proteger
Todos juntos somos fortes
Não há nada pra temer"
(Enriquez - Bardotti - Chico Buarque)*

*"Tudo tem o seu tempo determinado, e há tempo para todo o propósito debaixo do céu.
Há tempo de nascer, e tempo de morrer; tempo de plantar, e tempo de arrancar o que se
plantou;
Tempo de matar, e tempo de curar; tempo de derrubar, e tempo de edificar;
Tempo de chorar, e tempo de rir; tempo de prantear, e tempo de dançar;
Tempo de espalhar pedras, e tempo de ajuntar pedras; tempo de abraçar, e tempo de
afastar-se de abraçar;
Tempo de buscar, e tempo de perder; tempo de guardar, e tempo de lançar fora;
Tempo de rasgar, e tempo de coser; tempo de estar calado, e tempo de falar;
Tempo de amar, e tempo de odiar; tempo de guerra, e tempo de paz."
(Bíblia Sagrada, Eclesiastes 3, 1-8)*

*“Não vos amoldeis às estruturas deste mundo,
mas transformai-vos pela renovação da mente,
a fim de distinguir qual é a vontade de Deus:
o que é bom, o que Lhe é agradável, o que é perfeito.
(Bíblia Sagrada, Romanos 12, 2)*

Resumo

Imagens de sensores remotos e sistemas de informação geográfica são poderosas ferramentas para o monitoramento do meio ambiente. A região de Carajás é um importante depósito de minerais no Brasil e, como as leis ambientais protegem uma grande parte dessa cadeia de montanhas, a região Sul/Sudeste do Pará tem estado no meio de um intenso conflito envolvendo interesses econômicos e da natureza. O maior projeto de mineração brasileiro, o projeto Carajás, ativo na região desde a década de 70 nessa região e sua influência direta e indireta atinge vários municípios, entre eles, Parauapebas, Canaã dos Carajás, Ourilândia do Norte, São Félix do Xingu e Tucumã. Os dados utilizados nesta tese são baseados na coleta informações de uso e cobertura de terra desses municípios, abrangendo uma área de aproximadamente 111.000 km², com o objetivo de observar a intervenção da paisagem a partir de uma perspectiva em grande escala. Assim, por meio da técnica de análise de vetores de mudanças comprimido em conjunto com o método de clusterização *fuzzy c-means*, foram analisadas as mudanças ambientais em cada um dos municípios citados. Os resultados foram avaliados a partir de métricas comuns ao campo de processamento de imagens, tais quais, erro médio quadrático normalizado, entropia cruzada e índice de similaridade; além disso, foram extraídos valores de avaliação a partir da matriz de confusão, a saber razão kappa e acurácia total. Sob o ponto de vista da aplicabilidade das ferramentas propostas, percebeu-se que a combinação da análise de vetores comprimido com a clusterização *fuzzy* é suficientemente eficiente para a detecção e análise de mudanças no uso e cobertura da terra. As métricas de avaliação quantitativa e qualitativa mostram boa acurácia em comparação com as imagens de referência manualmente obtidas. Os resultados mostram que, em geral, a cobertura vegetativa foi substituída por pastagens, que por sua vez foram substituídas por áreas urbanas. A comparação com as estatísticas oficiais e a avaliação visual indicam boa precisão do presente estudo na estimativa da cobertura vegetal. Sob a perspectiva da preservação do meio ambiente, a presença de áreas ambientalmente protegidas impediu o aumento do desmatamento nessa região, onde as taxas de mudança observadas foram pelo menos 15% menores do que as regiões não protegidas.

Palavras-chave: análise e detecção de mudanças; Monitoramento ambiental; Imagens multi-espectrais; Montanhas de Carajás; prospecção mineral

Abstract

Remote sensing image databases and Geographical Information System have the potential to act as accurate tools for environmental monitoring. Carajas Mountains are an important mineral deposit in Brazil and as environmental laws protect a great portion of this region, they have been at the core of conflicts involving human and nature interests. The biggest mining project in Brazil is active in this region (Carajas project) and this analysis aims at identifying the environmental impact caused directly or indirectly by this activity using state of the art methods. This study collects information of land-use and land-coverage from an area larger than 111,000 km² including five municipalities, aiming at observing the landscape intervention from a big scale perspective. Therefore, employing the resultant products of the multi-spectral approach called compressed change vector analysis, this work analyses both the environmental changes in five municipalities of the Carajas Mountains: Parauapebas, Canaa dos Carajas, Ourilandia do Norte, Sao Felix do Xingu and Tucuma. From the point of view of the applicability of the proposed tools, it was noticed that the combination of the compressed change vector analysis with the fuzzy clustering is sufficiently efficient for the detection and analysis of changes in land use and land coverage. The quantitative and qualitative evaluation metrics show good accuracy compared to the manually obtained reference images. The results show that in general the vegetative coverage was replaced by pasture lands, which in turn were replaced by urban occupations. The comparison with official statistics and by visual inspection indicate good accuracy of the present study in the estimation of vegetative cover. The presence of environmentally protected areas has prevented the increase of deforestation in the mountains, in which the observed change rates were at least 15% lower than non-protected regions.

Keywords: Change detection; Environmental monitoring; Multi-spectral satellite image; Carajas mountains; Mineral prospecting

Lista de ilustrações

Figura 1 – Cubo representativo do espaço de cores RGB (SOUTO, 2006).	25
Figura 2 – Espectro eletromagnético. Adaptado de (RICHARDS, 2001).	26
Figura 3 – Elementos que compõem o processo de sensoriamento remoto. A - Fonte de energia, B-Radiação ,C-Interação com o alvo, D-Captura da energia pelo sensor, E-Transmissão, recepção e processamento, F-Interpretação e análise e G-Aplicação. Fonte: (SENSING, 2017).	27
Figura 4 – Efeitos comuns da interação entre a REM e a atmosfera: espalhamento e absorção. Fonte: (SENSING, 2017).	28
Figura 5 – Janelas atmosféricas ao longo do comprimento de onda. Fonte: (BOSCHETTI, 2008).	29
Figura 6 – Curvas de reflectância generalizada para algumas aplicações de classificação de uso da terra. Adaptada de (KEINER, Acessado em: 20 de fevereiro de 2015).	30
Figura 7 – Categorias de sensores acoplados à satélites artificiais. Os sensores passivos são os mais comuns atualmente. Fonte: (SENSING, 2017). . .	31
Figura 8 – Variação do diâmetro de imageamento do IFOV de um sensor em linha (TSO; MATHER, 2009).	32
Figura 9 – Imagens de diferentes sensores e resoluções espaciais para discriminar áreas urbanas. Fonte: (MELO, 2003).	32
Figura 10 – Espectro Eletromagnético (A) e Resolução espectral (B). Fonte: (JENSEN; JACKSON, 2001).	33
Figura 11 – Diferença de resolução radiométrica, em área urbana. (MELO, 2003). .	34
Figura 12 – Impacto da distorção devido a forma da superfície terrestre (GAO, 2009) (a) Formato da cena ideal. (b) Formato da cena distorcido pela rotação da Terra.	38
Figura 13 – Efeito da curvatura da Terra no imageamento de sua superfície (GAO, 2009).	38
Figura 14 – Estimacão da radiância de uma imagem pelo seu histograma (TSO; MATHER, 2009).	40
Figura 15 – Análise de vetor de mudanças. Fonte: Adaptado de (SUTTON, 2012). .	49
Figura 16 – Representação no domínio polar das regiões de interesse do CVA. Fonte (BOVOLO; BRUZZONE, 2007)	50
Figura 17 – Regiões de interesse na representação polar do C ² VA. Fonte (BOVOLO; MARCHESI; BRUZZONE, 2012)	51
Figura 18 – Exemplos de vegetação de canga em Carajás.(Fonte: Arquivo pessoal.)	53

Figura 19 – Municípios escolhidos para a presente análise (em amarelo): 1- São Félix do Xingu, 2- Parauapebas, 3- Canaã dos Carajás, 4- Ourilândia do Norte and 5- Tucumã. Os pontos pretos ilustram as ocorrências minerais de acordo com o Governo Brasileiro (NDMP, 2016). As manchas verdes identificam áreas de floresta, e em verde escuro pontilhado estão áreas de conservação (AMBIENTE, 2017).	54
Figura 20 – Mosaicos dos municípios nos anos de 1990 e 2011. A composição em falsa-cor 5-4-3 destaca vegetação em tons de verde, corpos d’água em azul escuro, áreas urbanas e terrenos de pastagem em malva clara, canga e solo exposto em malva escura.	56
Figura 21 – Comparação de regiões de sobreposição: canga e solo exposto. Ocorrências de solo exposto estão geralmente associadas à solos em processo de mineração. Em destaque tem-se a cava principal da mina localizada em Parauapebas. Ao lado, em destaque, uma região de canga conhecida como N1, uma provável área de exploração de minério de ferro.	58
Figura 22 – Desempenho na detecção de solo exposto na área principal de mineração de Parauapebas. A composição em falsa-cor destaca em malva o alargamento da mina, o que significa a presença de solo exposto. Em verde, existem diferentes classes de cobertura resultantes de atividades humanas antes de 1990.	71
Figura 23 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Canaã dos Carajás.	89
Figura 24 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Ourilândia do Norte.	90
Figura 25 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Parauapebas.	91
Figura 26 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de São Félix do Xingu.	92
Figura 27 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Tucumã.	93
Figura 28 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Canaã dos Carajás no período 1990 e 1997.	95
Figura 29 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Canaã dos Carajás no período 1990 e 1997.	96
Figura 30 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Canaã dos Carajás no período 1997 e 2000.	97
Figura 31 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Canaã dos Carajás no período 1997 e 2000.	98

Figura 32 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Canaã dos Carajás no período 2000 e 2011.	99
Figura 33 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Canaã dos Carajás no período 2000 e 2011.	100
Figura 34 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Ourilândia do Norte no período 1990 e 1997.	101
Figura 35 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Ourilândia do Norte no período 1990 e 1997.	102
Figura 36 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Ourilândia do Norte no período 1997 e 2000.	103
Figura 37 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Ourilândia do Norte no período 1997 e 2000.	104
Figura 38 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Ourilândia do Norte no período 2000 e 2011.	105
Figura 39 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Ourilândia do Norte no período 2000 e 2011.	106
Figura 40 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Parauapebas no período 1990 e 1997.	107
Figura 41 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Parauapebas no período 1990 e 1997.	108
Figura 42 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Parauapebas no período 1997 e 2000.	109
Figura 43 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Parauapebas no período 1997 e 2000.	110
Figura 44 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Parauapebas no período 2000 e 2011.	111
Figura 45 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Parauapebas no período 2000 e 2011.	112
Figura 46 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de São Félix do Xingu no período 1990 e 1997.	113
Figura 47 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de São Félix do Xingu no período 1990 e 1997.	114
Figura 48 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de São Félix do Xingu no período 1997 e 2000.	115
Figura 49 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de São Félix do Xingu no período 1997 e 2000.	116
Figura 50 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de São Félix do Xingu no período 2000 e 2011.	117

Figura 51 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de São Félix do Xingu no período 2000 e 2011.	118
Figura 52 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Tucumã no período 1990 e 1997.	119
Figura 53 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Tucumã no período 1990 e 1997.	120
Figura 54 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Tucumã no período 1997 e 2000.	121
Figura 55 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Tucumã no período 1997 e 2000.	122
Figura 56 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Tucumã no período 2000 e 2011.	123
Figura 57 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Tucumã no período 2000 e 2011.	124
Figura 58 – Representação da região estudada sobreposta pela grade do sensor Landsat 5-TM.	125

Lista de tabelas

Tabela 1 – Aplicações para as bandas imageadas pelo sensor TM (DPI/INPE, 2006).	30
Tabela 2 – Formatos de imagens indicados para os níveis de classificação definidos pela USGS.	44
Tabela 3 – Resumo das informações dos municípios estudados. A sequência segue a numeração da Figura 19. A estimativa da população se refere ao ano de 2016.	55
Tabela 4 – Exemplo de matriz de confusão. Os valores [a-d] são as concordâncias observadas, enquanto [e-h] são as concordâncias pelo acaso.	61
Tabela 5 – Avaliação da qualidade da identificação de áreas que representam mudanças a partir dos valores de magnitude do par b3b4. A coluna Média±DP representa a média e o desvio padrão dos três períodos.	64
Tabela 6 – Avaliação da qualidade da identificação de áreas que representam mudanças a partir dos valores de magnitude do par b3b5.	64
Tabela 7 – Avaliação da qualidade da identificação de áreas que representam mudanças a partir dos valores de magnitude do par b4b5.	65
Tabela 8 – Avaliação da qualidade da clusterização dos valores de direção que representam mudanças do par b3b4.	66
Tabela 9 – Avaliação da qualidade da clusterização dos valores de direção que representam mudanças do par b3b5.	67
Tabela 10 – Avaliação da qualidade da clusterização dos valores de direção que representam mudanças do par b4b5.	67
Tabela 11 – Avaliação de qualidade após análise de magnitude para detecção de <i>pixels</i> com mudanças. A coluna Média±DP refere-se aos valores médios da métricas acompanhadas de seus respectivos valores de desvio padrão.	68
Tabela 12 – Avaliação da qualidade da clusterização dos valores de direção que representam mudanças.	70
Tabela 13 – Avaliação da qualidade após a definição de classes usando o Kappa de Cohen e a Acurácia total.	72
Tabela 14 – Comparação das taxas de mudanças dentro e fora de unidades de conservação. A porcentagem de cobertura de UC refere-se à porcentagem atual do território sob algum tipo de proteção do Estado.	73
Tabela 15 – Cenas solicitadas ao serviço geológico americano para compor os mosaicos utilizados durante este trabalho. As cenas em duplicidade (mas em datas diferentes) foram obtidas para eventuais substituições.	126

Abreviações e Acrônimos

ASTER	-	<i>Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer</i>
AVHRR	-	<i>Advanced Very High Resolution Radiometer</i>
CCD	-	<i>Charge-coupled device</i>
CIE(L*a*b)	-	<i>Espaço de cores tridimensional onde a axial L representa a luminosidade e as coordenadas a* e b* representam respectivamente avermelhar-esverdear e amarelar-azular</i>
DCS	-	<i>Data Collection System</i>
DCT	-	<i>Discrete Cosine Transform</i>
EBC	-	<i>Edge-border coincidence - coincidência entre bordas</i>
ETM	-	<i>Enhanced Thematic Mapper</i>
ETM+	-	<i>Enhanced Thematic Mapper Plus</i>
FFT	-	<i>Fast Fourier Transform - Transformada Rápida de Fourier</i>
FPA	-	<i>Filtro passa-alta</i>
GCP	-	<i>Ground Control Points - pontos de controle terrenos</i>
HIRS	-	<i>High-Resolution Infrared Radiation</i>
HRG	-	<i>High Resolution Geometric</i>
HRS	-	<i>High-Resolution Stereoscopic</i>
HRV	-	<i>High Resolution Vertical</i>
HRVIR	-	<i>High Resolution Vertical Infrared</i>
HSB	-	<i>Variação do espaço de cores HSV, Hue (matiz), Saturation (saturação) e brightness (brilho)</i>
HSL	-	<i>Variação do espaço de cores Hue (matiz), Saturation (saturação) e lightness (claridade)</i>
HSV	-	<i>Espaço de cores Hue (matiz), Saturation (saturação) e Value (valor)</i>

IFOV	-	<i>Instantaneous Field of View (Campo de Visada Instantâneo)</i>
INPE	-	<i>Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais</i>
MODIS	-	<i>Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer</i>
MSE	-	<i>Mean Square Error - erro médio quadrático</i>
MSS	-	<i>Multispectral Scanner System</i>
ND	-	<i>Digital number</i>
NVDI	-	<i>Normalized Vegetation Difference Index</i>
PDI	-	<i>Processamento Digital de Imagens</i>
PSNR	-	<i>Peak Signal-to-noise ratio - razão sinal-ruído de pico</i>
RBV	-	<i>Return Beam Vidicon</i>
REM	-	<i>Radiação Eletromagnética</i>
RGB	-	<i>Espaço de cores Red (vermelho), Green (verde) e Blue (azul)</i>
RMSE	-	<i>Root Mean Square Error - erro quadrático médio normalizado</i>
SEM	-	<i>Solar Environment Monitor</i>
SNR	-	<i>Signal-to-noise ratio, razão sinal-ruído</i>
SPOT	-	<i>Satellite Pour l'Observation de la Terre</i>
TM	-	<i>Thematic Mapper</i>
TOVS	-	<i>Tiros Operational Vertical Sounder</i>
YCbCr	-	<i>Espaço de cores usado em sistemas de vídeo. Y é a componente de luminância, Cb e Cr são componentes cromáticas azul e vermelha, respectivamente</i>

Sumário

1	INTRODUÇÃO	18
1.1	Introdução ao problema	18
1.2	Motivação e Objetivos	20
1.3	Trabalhos relacionados	22
2	FUNDAMENTOS DE SENSORIAMENTO REMOTO	25
2.1	Imagens digitais	25
2.2	Sensoriamento remoto	26
2.2.1	Assinatura espectral	28
2.2.2	Sistemas sensores	29
2.2.3	Resolução espacial	31
2.2.4	Resolução espectral	33
2.2.5	Resolução temporal	33
2.2.6	Resolução radiométrica	34
2.2.7	Satélites artificiais	34
3	ASPECTOS SOBRE PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS DE SATÉLITE	37
3.1	Pré-processamento	37
3.1.1	Correção geométrica	37
3.1.2	Distorção radiométrica	39
3.1.3	Correção atmosférica	39
3.2	Classificação	41
4	TÉCNICAS PARA DETECÇÃO E ANÁLISE DE MUDANÇAS DE USO E COBERTURA DA TERRA	43
4.1	Aspectos que concernem a detecção de mudanças no uso e cobertura da terra	43
4.1.1	Análise de vetor de mudança (CVA)	48
4.1.2	Análise de vetor de mudanças comprimido (C2VA)	50
5	METODOLOGIA DE ANÁLISE IMPLEMENTADA	52
5.1	Área de estudo e banco de dados	52
5.2	Rotina de pré-processamento	56
5.3	Aplicação C2VA	57
5.4	Modelo de clusterização <i>fuzzy c-means</i>	57

5.5	Medidas de avaliação	59
5.5.1	Erro Quadrático Médio Normalizado (RMSE)	59
5.5.2	Entropia conjunta	60
5.5.3	Índice de similaridade estruturada (SSIM)	60
5.5.4	Matriz de confusão	61
6	RESULTADOS E DISCUSSÃO	63
6.1	Avaliação do método CVA	63
6.2	Avaliação do método C2VA	68
6.3	Análise de mudanças em unidades de conservação	72
7	CONCLUSÃO	75
7.1	Publicações relacionadas	77
	REFERÊNCIAS	79
	ANEXOS	87
	ANEXO A – GRÁFICOS POLARES DO C2VA	88
A.1	Canaã dos Carajás	88
A.2	Ouilândia do Norte	89
A.3	Parauapebas	90
A.4	São Félix do Xingu	91
A.5	Tucumã	92
	ANEXO B – GRÁFICOS POLARES DO CVA	94
B.1	Canaã dos Carajás	94
B.2	Ouilândia do Norte	101
B.3	Parauapebas	107
B.4	São Félix do Xingu	113
B.5	Tucumã	119
	ANEXO C – CENAS USADAS DURANTE O TRABALHO	125

1 Introdução

Neste capítulo são discutidos alguns dos principais problemas enfrentados atualmente na área de análise de mudanças de uso e cobertura da terra. Faz-se ainda uma revisão das principais abordagens aplicadas nesse e em outros problemas diretamente relacionados ao trabalho. Por fim, é apresentado um resumo das principais metodologias utilizadas e dos objetivos traçados para a presente tese.

1.1 Introdução ao problema

O desenvolvimento de tecnologias direcionadas ao processamento de imagens teve um crescimento notório nas últimas 3 décadas (MCGUINNESS, 2009). A expressiva quantidade de trabalhos científicos na área de processamento de imagens deve-se ao fato de que, pela grande heterogeneidade dos dados a serem analisados, os algoritmos desenvolvidos para essas tarefas devem atender a inúmeras variáveis particulares a cada caso ou grupo de imagens.

O avanço da tecnologia, com a possibilidade de comunicação confiável e em grande escala entre observatórios em terra e sensores remotos, proporcionou aos centros de pesquisa a capacidade de monitoramento de grandes superfícies, como, por exemplo, a Floresta Amazônica. O sensoriamento remoto, como define (MOREIRA, 2011), é a ciência da obtenção de informação sobre um objeto, área ou fenômeno através da análise de dados adquiridos por um dispositivo que não está em contato com o objeto. Comumente, a aquisição de imagens é feita por sensores eletromagnéticos operados remotamente.

Das diversas metodologias que vem sendo propostas para processar os dados de sensoriamento remoto, muitas são dedicadas à extração de informações dessas imagens para fins de classificação ou categorização de mudanças no uso e cobertura da terra.

Algumas operações são ponto-comum no tratamento de imagens de sensores remotos. Entre elas estão as operações de pré-processamento, que são necessárias para corrigir distorções, degradações e contornar a incidência de ruídos sobre as imagens. Essas incidências podem ser introduzidas durante o processo de imageamento e podem ser causadas por variações na iluminação, no ângulo solar, no ângulo de visada do sensor usado, dentre outros fatores (BODART et al., 2011; CIHLAR, 2000). Dentro do universo dos produtos ópticos de sensores remotos podem-se destacar algumas operações de pré-processamento bastante comuns como: a correção de distorções geométricas e atmosféricas (BODART et al., 2011), a estimação de linhas faltantes (MATHER; KOCH, 2011), filtragem e redefinição de nuvens (SIRAVENHA; SOUSA; PELAES, 2014).

O processo de classificação de uma imagem consiste na categorização dos *pixels* dentro de um conjunto de classes de acordo com as características individuais e/ou de vizinhança dos mesmos (SAPKAL; BOKHARE; TARAPORE, 2009). Em sensoriamento remoto, essas classes podem definir, por exemplo, tipos de cobertura da terra ou temas, dando origem aos mapas temáticos de cobertura da terra. A classificação de imagens oriundas de sensores remotos, em particular, sofre pela intensa variação espectral do fundo da imagem, além das variações intra-classe que precisam ser modeladas.

Em (YANG et al., 2004), são explorados três aspectos ligados a essas ocorrências: a remoção de fundo, geração de dados de treinamento e a determinação do número de classes a serem identificadas por um classificador não supervisionado. Os estudos foram conduzidos sobre imagens AVIRIS (*Airborne Visible InfraRed Imaging Spectrometer*) e concluiu que a remoção do plano de fundo da imagem pode sempre ser aplicada quando um processo de classificação não supervisionada é empregada.

A classificação de uso da terra é um propósito bastante explorado na literatura. Diferentes métodos supervisionados para classificação de uso da terra em uma região da Turquia são usados em (AKGÜN; ERONAT; TURK, 2004). Concluíram que o método baseado em máxima verossimilhança obteve os resultados mais confiáveis para imagens de satélite. O método da distância mínima foi melhor avaliado que o método do discriminante linear e os dois foram superiores ao método do paralelepípedo.

(TONG; XIE; WENG, 2014) investigam quais características são mais úteis durante a classificação do uso e cobertura da terra em imagens hiperespectrais. A efetividade de dados espectrais, de forma, textura e altura dos alvos no solo, em diversas combinações, foram comparados a partir da acurácia de uma máquina de vetores de suporte (SVM). A partir dos testes concluiu-se que a identificação de determinados alvos é favorecida pela combinação de caracteres específicos e que, de forma geral, todos os caracteres contribuem positivamente para a classificação de alvos.

A análise da dinâmica de uso da terra observa o comportamento de uma região ao longo do tempo, e permite o desenvolvimento e aprimoramento de técnicas de segmentação e classificação por submetê-las a um ambiente não isolado de análise, onde o contexto das imagens apresentadas deve ser considerado. (YIN et al., 2014) usam imagens *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) para entender a dinâmica de ocupação da região chinesa da Mongólia interior, que experimentou intenso crescimento na última década, além da implantação de políticas de recuperação florestal. Eles usam o algoritmo de segmentação MODTrendr para identificar as tendências e mudanças das probabilidades na série temporal que são associadas às conversões no uso e cobertura da terra. A classificação por *random forest* permitiu tanto o monitoramento de mudanças abruptas e graduais quanto a conversão entre categorias de cobertura.

Os esforços atuais sobre as tarefas abordadas nos parágrafos anteriores estão

concentrados principalmente na otimização, modificação e generalização de técnicas que já se mostraram eficientes para alguns casos, sendo justificados através da comparação dos resultados dessas modificações com o algoritmo original.

A disponibilidade de bancos de imagens gratuitos permite que diversas áreas da superfície terrestre sejam investigadas, buscando particularidades na ocupação dessas regiões sob diversos níveis de detalhe. A definição das características das cenas a serem trabalhadas depende diretamente do objetivo a ser alcançado, ou seja, qual o nível de detalhamento da resposta a ser obtida. Além disso, o processamento da grande massa de dados disponível tem sido facilitado pela disponibilidade de dispositivos de alto desempenho e pela utilização de métodos de análise cada vez mais eficientes.

Dentre as várias abordagens podem ser utilizadas para a detecção e análise de mudanças ocorridas ao longo dos anos, em particular, neste trabalho, explora-se o modelo de análise e detecção chamado de análise de vetor de mudança comprimido (do inglês, *Compressed Change Vector Analysis* (C2VA)), proposto por (BOVOLO; MARCHESI; BRUZZONE, 2012). Esse modelo é uma extensão da análise de vetor de mudança (CVA) (MALILA, 1980), aplicado a problemas multitemporais e multiespectrais. A detecção de múltiplas mudanças em problemas multitemporais e espectrais é um problema complexo, e, em geral, são usadas técnicas de redução de dimensionalidade para reduzir o espaço de características original. Dessa forma, a busca por métodos automáticos e não-supervisionados para a execução desta tarefa tem sido intensificada.

A presente tese descreve como a representação (em duas dimensões) das mudanças é obtida pela aplicação do algoritmo C2VA, bem como a estratégia de decisão acerca da caracterização dessas mudanças via *fuzzy c-means*.

1.2 Motivação e Objetivos

O desenvolvimento de técnicas de processamento de imagens busca contribuir para a tarefa de interpretação realizada por analistas humanos mediante um melhoramento visual aplicado à imagem.

O crescimento do uso de imagens remotamente adquiridas observado nas últimas décadas é reflexo do avanço tecnológico dos sensores, que proporciona a obtenção de imagens com resolução espacial de poucos metros. A chamada resolução espacial refere-se ao tamanho de um *pixel* em uma imagem e define o detalhamento visível ao olho humano, dessa forma, quanto maior a resolução de um sensor, maior será a possibilidade de identificar detalhes nessa imagem.

A utilização de dados de sensoriamento remoto em estudos urbanos estão voltados, principalmente, à mensuração da estrutura urbana, determinação de padrões espaciais de

crescimento e modelagem de sua evolução (XU et al., 2016; TONG; XIE; WENG, 2014). Imagens ópticas de sensores orbitais representam base sólida para esse mapeamento, uma vez que proporciona dados de alta resolução espacial com flexibilidade temporal. Além disso, durante a interpretação dos resultados obtidos, variáveis físicas e socioeconômicas que influenciam a caracterização da área de estudo devem ser consideradas.

A compreensão dos padrões de ocupação humana pode auxiliar a elaboração de políticas públicas de planejamento, para evitar que o crescimento desordenado gere problemas ambientais como a contaminação hídrica e a formação de ilhas de calor (SOUZA-FILHO et al., 2016; MELESSE et al., 2007). Além disso, a ocupação humana em áreas inadequadas gera pressão sobre o sistema de transporte urbano, ao sistema de atendimento básico sanitário, entre outros.

O sudeste paraense é um campo fértil para o estudo de padrões de ocupação humana. Desde a descoberta das jazidas na Serra de Carajás e a expansão das atividades das mineradoras na região, principalmente com o início das operações na mina S11D em Canaã dos Carajás, essa região tem experimentado um intenso fluxo migratório, acarretando grandes mudanças na configuração das cidades e arredores.

Os municípios contemplados na presente tese são transpassados por importantes áreas de conservação ambiental, como a terra indígena Kayapó e a Floresta Nacional de Carajás. Essas áreas, criadas por leis federais, visam garantir a preservação do ecossistema local e ocupam grande parte dos municípios, com exceção de Tucumã, que não possuía nenhuma área de conservação em seu território até 2011.

As abordagens usando sensoriamento remoto têm sido uma alternativa rápida e eficiente para essa tarefa. Assim como faz o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais há quase 30 anos com o PRODES (CAMARA et al., 2013), o Governo do Estado do Pará lançou, em 2017, o Centro Integrado de Monitoramento Ambiental (Cimam) para promover a preservação dos recursos naturais e controlar fatores que geram impacto no meio ambiente, através da combinação de diversas fontes de informação, inclusive de sensoriamento remoto.

Considerando que a região da Serra de Carajás é um importante depósito de minérios, que metodologias de análise de mudanças usando sensoriamento remoto têm sido bastante usadas atualmente, considerando também que a região escolhida é um ponto de intensos conflitos entre interesses econômicos e ambientais, esta tese tem por objetivo:

- Avaliar a utilização do método conhecido como C2VA em conjunto com o método de clusterização *fuzzy c-means* na análise de mudanças de uso e cobertura da terra.
- Avaliar o desempenho da combinação dos métodos CVA e *fuzzy c-means* em contraponto ao método comprimido.

- Analisar os resultados obtidos sob a ótica das unidades de conservação.

O estudo de caso aplica-se à cinco municípios adjacenteamente localizados dentro do estado do Pará: Canaã dos Carajás, Ourilândia do Norte, Parauapebas, São Félix do Xingu e Tucumã. O intenso crescimento dessas localidades, principalmente pela atuação da empresa mineradora Vale na Serra dos Carajás, apresenta-se como um campo fértil para uma análise multitemporal de mudanças no uso da terra.

1.3 Trabalhos relacionados

A compreensão da dinâmica de uso e cobertura da terra por técnicas de sensoriamento remoto requer o monitoramento de uma região em intervalos de tempo regulares. O termo "uso da terra" descreve o uso humano da terra (muitas vezes em um contexto econômico), e o termo "cobertura da terra" considera todas as características visíveis da superfície terrestre (tanto as naturais quanto as modificadas por humanos) (CAMPBELL; WYNNE, 2011).

Metodologias de análise dessa dinâmica são essenciais para monitorar riscos ambientais, estimar a emissão de carbono, observar a conservação da biodiversidade e para fazer a modelagem climática e hidrológica de uma região. Os padrões de uso da terra ajudam a inferir a interação da sociedade com o ambiente físico e as tecnologias de sensoriamento remoto proporcionaram um mecanismo no qual as mudanças podem ser detectadas espacialmente, medidas, analisadas e até quantificadas (OLSON et al., 2004).

O escopo de análise é um dos aspectos críticos do projeto de monitoramento ambiental. Os pesquisadores devem definir estrategicamente quais dados de quais sensores devem ser usados, a periodicidade da imagem e os objetivos a serem alcançados (BASOMMI; GUAN; CHENG, 2015; YIN et al., 2014; AREENDRAN et al., 2013; GONG; LI; ZHANG, 2013). Para sensores de resolução média (por exemplo, o *thematic mapper* (TM)), as informações espectrais são os dados mais representativos a serem examinados, enquanto que para sensores de resolução espacial mais elevadas, tanto as informações espaciais quanto as de textura são importantes para serem consideradas em estudos de classificação da cobertura terrestre (TONG; XIE; WENG, 2014). A disponibilidade de dados é importante para produzir e manter inventários e pesquisas de mudanças (INPE, 2016; SOUZA-FILHO et al., 2016; CONNETTE et al., 2016; ZHU; WOODCOCK, 2014; GONG; LI; ZHANG, 2013; EZEOMEDO; IGBOKWE, 2012).

Foram descritas várias metodologias para identificar, qualificar e quantificar mudanças em dados de sensores remotos. Análise de imagem baseada em objetos geográficos (SOUZA-FILHO et al., 2016), Análise de vetores de mudança (MALILA, 1980) e Algoritmos genéticos (CELIK, 2010) são algumas abordagens populares para análise de

mudanças. A robustez do método está diretamente relacionada aos objetivos de análise e, portanto, raramente comparável entre si (YIN et al., 2014; BASOMMI; GUAN; CHENG, 2015; OLSON et al., 2004; BOVOLO; MARCHESI; BRUZZONE, 2012).

Um estágio crítico durante a análise de uso e cobertura da terra é a definição precisa de áreas que mudaram. Neste sentido, (OLSON et al., 2004) propuseram uma metodologia híbrida composta por um primeiro passo de abordagem hierárquica de janelas que separa, com moderada precisão, regiões de mudanças de não-mudanças. A partir dessa informação, eles propõem uma análise textural para refinar a resposta eliminando erros de comissão. A fase de refinamento é aberta para melhorias adicionais, no entanto, não existe uma metodologia para quantificar a utilidade e as limitações da proposta sem dados extensivos sobre o solo ou outros esforços de pesquisa.

(CONNETTE et al., 2016) desenvolveram uma metodologia para identificar áreas de mineração e avaliar sua expansão em Myanmar, usando dados de satélite Landsat 8. Eles usaram um número selecionado de áreas de mineração para criar uma camada *raster* de potenciais áreas de exploração mineral, e com base nesta camada, fizeram uma varredura sistemática de imagens de alta resolução (*Google Earth*) digitalizando áreas prováveis de mineração. Para cada área digitalizada, foi atribuído um ranking indicando a certeza na identificação correta do uso da terra de mineração. Além disso, identificaram áreas de expansão minera recente com base na mudança de brilho entre as imagens Landsat de 2002 e 2015. Este estudo forneceu o primeiro banco de dados publicamente disponível de áreas de mineração em Myanmar usando dados livremente disponíveis.

(XU et al., 2016) usaram um sistema de sensoriamento remoto e informação geográfica (SIG) para examinar os impactos da mineração e invasão urbana no meio ambiente na área montanhosa de Qin-Ba, China. A Zona Funcional Ecológica de Qin-Ba foi projetada para proteger o ecossistema regional e manter a biodiversidade chinesa. Por meio da interpretação visual das características espectrais da imagem de sensoriamento remoto, contabilizaram um total de 22 km² de área minerada na reserva, com potencial de aumento iminente. Além disso, eles descobriram que os ecossistemas no município de Fengxian, província de Shaanxi e Baokang County, Província de Hubei foram mais severamente afetados pela mineração.

(MALAVIYA et al., 2010) destacam as alterações significativas no uso e cobertura da terra causadas pela mineração, especificamente o seu impacto nas florestas. Eles usaram ferramentas geoespaciais em conjunto com informações em solo para avaliar o impacto da mineração de carvão na diversidade de habitat em partes centrais da Índia em quatro períodos, 1972, 1992, 2001 e 2006. Eles observaram um declínio significativo na cobertura florestal, mas também a recuperação de terras mineradas em algumas áreas a partir de 2001.

A análise de grandes regiões, como a Amazônia Brasileira (JR et al., 2013) e a

heterogeneidade dos dados (XU et al., 2016) são importantes desafios a serem gerenciados (HANSEN et al., 2013).

(FRIEDL; BRODLEY; STRAHLER, 1999) levantam a questão da dimensão espacial da análise de mudanças ao examinar métodos para maximizar a acurácia da classificação de árvores de decisão aplicadas ao mapeamento da cobertura da terra em escalas continentais e globais. Para tanto, utilizam uma técnica de *boosting*, que concentra os esforços de treinamento àquelas amostras mais difíceis de serem classificadas, o que reduziu a taxa de erros de classificação em até 50%.

Em (SOUZA-FILHO et al., 2016) e (SOUZA-FILHO et al., 2015) são analisados os impactos das mudanças de uso e cobertura da terra na Bacia de Itacaúnas, região de Carajás durante 40 anos.

(SHIRAISHI et al., 2014) avaliam o desempenho da classificação em mapas de mudanças no uso e cobertura da terra. Ao destacar regiões críticas, como as florestas tropicais e a grande incidência de nuvens nessa área, propõem a utilização de dados de radar de abertura sintética (ALOS-PALSAR) para comparar a performance de 5 classificadores supervisionados aplicados à detecção de mudanças ao uso e cobertura da terra. Destaca também a importância dos resultados obtidos como forma de prover informações da biodiversidade local (Sumatra) ao longo dos anos e como essa região tem sido atingida pelo aquecimento global.

O trabalho apresentado por (OLIVEIRA et al., 2008) utiliza técnicas de sensoriamento remoto apoiadas por um sistema de informações geográfica (SIG) para avaliar a evolução da paisagem do entorno da Represa dos rios Jaguari e Jacaré (São Paulo, Brasil) entre os anos de 1984, 1985 e 2006. Consideraram 5 classes de ocupação, observando a correlação existente entre as mudanças e dois fatos históricos que afetaram diretamente a região: a instalação da represa com a urbanização das suas margens, e a duplicação da rodovia federal Fernão Dias. Além do aumento significativo das classes uso e ocupação humana e área urbana, também foi identificado um aumento das áreas ocupadas por floresta e silvicultura.

(BRUZZONE; BOVOLO, 2013) apresentam os desafios para detecção de mudanças em imagens multiespectrais de altíssima resolução e propõem um ambiente para detecção de mudanças em imagens multitemporais. O ambiente explicita a presença de mudanças radiométricas, identificando ocorrências de interesse dada uma aplicação específica. Para isso, eles analisam as propriedades multi-escala e multinível intrínsecas desse tipo de imagem, além da alta correlação espacial multinível entre *pixels* vizinhos.

2 Fundamentos de Sensoriamento Remoto

Este capítulo apresenta os conceitos básicos ligados à formação de imagens. Será também destacado o aspecto que tange à formação de imagens por sensores remotos e aos sistemas de imageamento responsáveis por essa captação.

2.1 Imagens digitais

Uma imagem é definida como a representação visual de um objeto dada por um instrumento de óptica. Uma imagem digital pode ser definida por meio de uma função bidimensional $f(x, y)$, onde x e y representam as coordenadas espaciais no plano (GONZALEZ; WOODS; EDDINS, 2009). Os pontos (*pixels*) distribuem-se ao longo de linhas e colunas, em cuja coordenada (x, y) contém a informação de amplitude (f) ou nível de cinza do pixel.

A imagem como uma matriz bidimensional é geralmente estendida para uma combinação de três matrizes de coordenadas na forma (x, y, z) . Neste momento são criados os espaços de cores, cujo mais conhecido é o RGB, formado pela combinação de três matrizes bidimensionais individuais representando as componentes vermelho (do inglês, *Red*), verde (do inglês, *Green*) e azul (do inglês, *Blue*).

Comumente o espaço de cores RGB é representado por um cubo de cores (Figura 1). Nesse cubo, os valores estão normalizados, ou seja, variam de 0 a 1, e os vértices representam as cores aditivas primárias e secundárias. Os tons de cinza estão localizados na diagonal que liga as cores preto e branco.

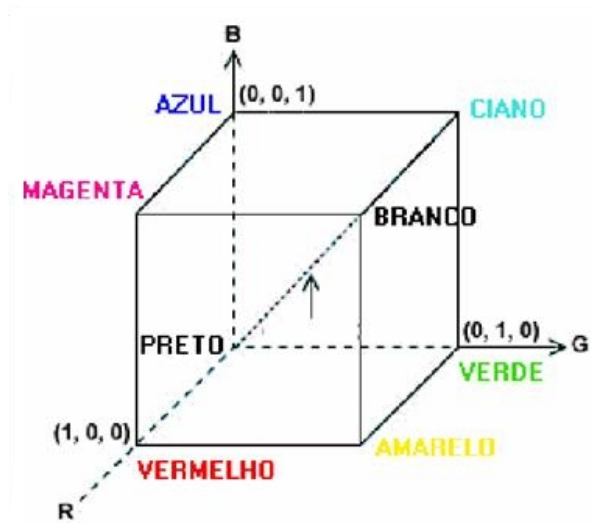


Figura 1 – Cubo representativo do espaço de cores RGB (SOUTO, 2006).

As cores representadas nos mais diversos espaços de cores existentes, tais quais RGB e HSV, por exemplo, são descritas em termos de comprimento de onda, pois este é um parâmetro de fácil medida (RICHARDS, 2001). A Figura 2 mostra o diagrama do espectro eletromagnético, onde o intervalo de comprimento de onda está compreendido em 13 potências de 10. Esse diagrama, adaptado de (RICHARDS, 2001), não representa todo o espectro, mas destaca o espectro visível. O olho humano usa a luz visível para coletar a informação visual e essa banda visível está compreendida no intervalo de 400 nm a 750 nm, onde as regiões do espectro não estão delimitadas em intervalos estritamente definidos, e por isso há sobreposição de bandas e subclassificação destas.

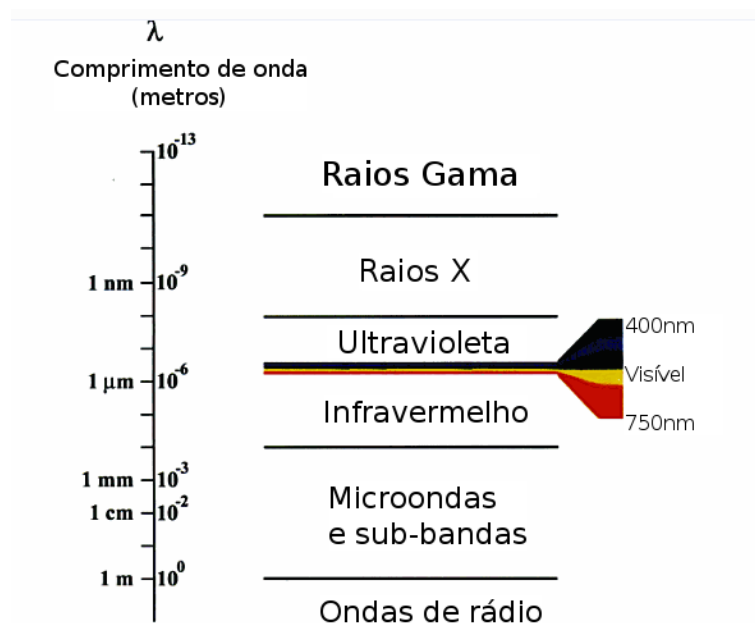


Figura 2 – Espectro eletromagnético. Adaptado de (RICHARDS, 2001).

2.2 Sensoriamento remoto

Sensoriamento remoto óptico, de acordo com (TSO; MATHER, 2009), é definido como o uso de sensores instalados em aeronaves ou satélites para detectar a energia eletromagnética emitida ou dispersada pela superfície terrestre.

A Figura 3 resume o processo de sensoriamento remoto, tomando como fonte de radiação o Sol (A); a fonte de radiação ou iluminação provê a energia eletromagnética para o alvo de interesse. A radiação (B) se propaga pela atmosfera, interagindo com a mesma, no sentido fonte-alvo e alvo-sensor. A radiação também pode se propagar do sensor para o alvo quando o sensor é do tipo ativo; sendo do tipo passivo, a propagação somente dar-se-á no sentido alvo-sensor. A interação com o alvo (C) dá-se dependendo das propriedades, tanto do alvo quanto do tipo da radiação incidente. A captura da energia pelo sensor (D) ocorre após o espalhamento ou emissão de energia pelo alvo, e antecede a Transmissão

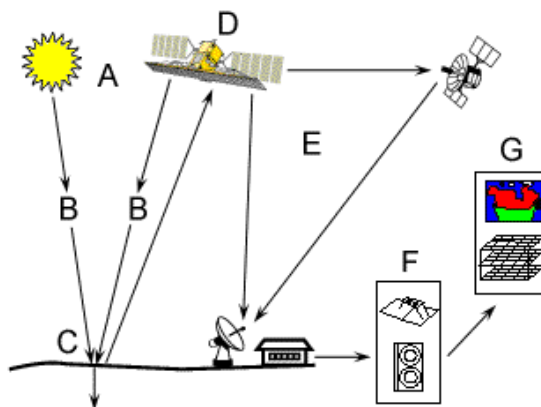


Figura 3 – Elementos que compõem o processo de sensoriamento remoto. A - Fonte de energia, B-Radiação ,C-Interação com o alvo, D-Captura da energia pelo sensor, E-Transmissão, recepção e processamento, F-Interpretação e análise e G-Aplicação. Fonte: (SENSING, 2017).

para a estação de processamento em terra (E). Nessa estação, as informações recebidas são processadas para formar, em geral, imagens. O processo de interpretação e análise (F) utiliza os dados armazenados na estação de processamento para extrair informações sobre o alvo que foi imageado. O elemento final do processo de sensoriamento remoto refere-se à aplicação (G) que a partir do processo de interpretação e análise é capaz de responder um questionamento ou resolver um problema (SENSING, 2017).

As partículas e gases dispersos na atmosfera podem afetar a forma com que a radiação se propaga a partir da fonte. A absorção e o espalhamento são os principais mecanismos que alteram a intensidade e a direção da radiação eletromagnética (REM). O espalhamento ocorre quando partículas ou moléculas de gás redirecionam o raio eletromagnético do seu caminho original (Figura 4(a)). A intensidade com que isso acontece depende de vários fatores como a quantidade de partículas presentes ou a distância a ser percorrida pelo raio. A absorção, como o nome sugere, ocorre quando as moléculas na atmosfera absorvem a energia em diversos comprimentos de onda (Figura 4(b)). O ozônio, dióxido de carbono e o vapor de água são os principais componentes absorventes de REM presentes na atmosfera terrestre. Em particular, este último efeito mostra-se como o responsável pela viabilidade ou não de um projeto, pois restringe o estudo às chamadas janelas atmosféricas, que são zonas de baixa absorção. Todas as bandas do espectro eletromagnético sofrem com as interações atmosféricas, em maior ou menor escala, de forma variada no espaço e no tempo.

Instrumentos de sensoriamento remoto podem ser projetados para operar em mais de uma banda espectral, e essa escolha depende do objetivo do projeto e da tecnologia disponível para uso.

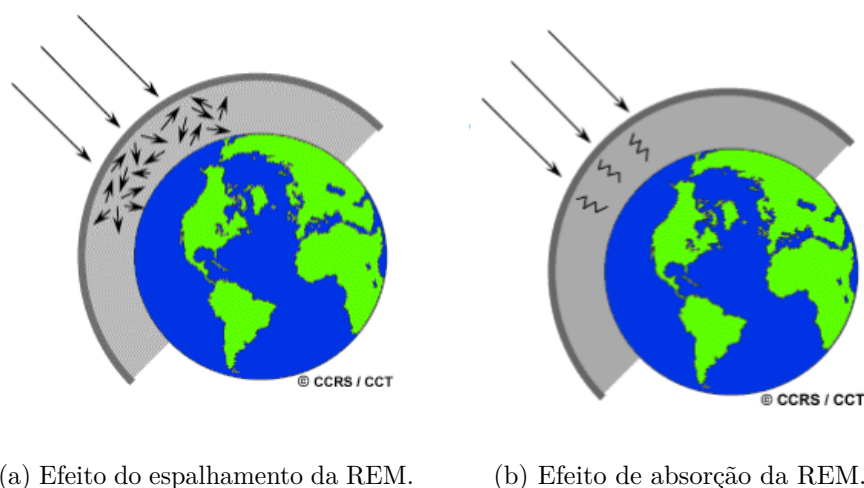


Figura 4 – Efeitos comuns da interação entre a REM e a atmosfera: espalhamento e absorção. Fonte: (SENSING, 2017).

2.2.1 Assinatura espectral

A assinatura espectral está relacionada à intensidade com que cada corpo absorve, reflete e emite REM ao longo do comprimento de onda. A REM proveniente da reflexão ocorre por um espalhamento de fótons que acontece de forma especular ou difusa, provenientes de superfícies lisas e rugosas, respectivamente. A reflexão por uma superfície perfeitamente lisa possui um ângulo de reflexão igual ao ângulo de incidência, enquanto que uma superfície perfeitamente rugosa ou Lambertiana reflete a energia de forma igualitária em todas as direções, fato bastante raro nas aplicações práticas (TSO; MATHER, 2009).

A REM por emissão envolve uma absorção seguida da emissão, em outros comprimentos de onda, de fontes radiantes no ambiente onde o objeto está situado; a quantidade de radiação que o corpo pode emitir depende da temperatura deste alvo (CASTRO et al., 2005). Por sua vez, a REM por absorção está ligada às características das partículas em seu espectro de absorção, ou seja, regiões do espectro onde ela absorve energia. São nessas regiões que ocorrem as janelas atmosféricas, ou seja, regiões do espectro onde não ocorrem processos de absorção significativos (PERONI, 2004).

A Figura 5 mostra o espectro de transmissão da atmosfera terrestre, nas faixas do infravermelho próximo, médio e distante. O espectro corresponde a uma camada de 1830 m de ar ao nível do mar e com 40% de umidade relativa a 25°C. Ao longo da figura percebe-se que, por exemplo, o gás carbônico (CO₂) absorve acentuadamente ao redor das faixas 2,7 μm, 4,26 μm e acima de 14 μm, fazendo com que a transmitância do ar seja baixa nessas regiões. Esse tipo de curva varia de acordo com o tamanho da camada de ar reduzindo ou aumentando a absorção nessas faixas de frequência.

A absorção de radiação por um objeto resulta na perda real de energia da radiação,

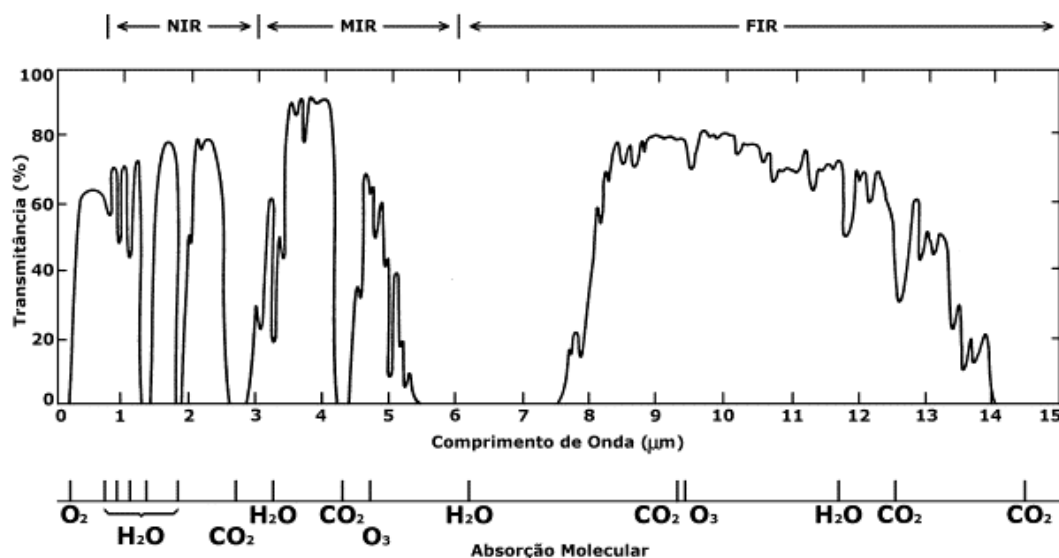


Figura 5 – Janelas atmosféricas ao longo do comprimento de onda. Fonte: (BOSCHETTI, 2008).

ocasionada principalmente pela ocorrência de vapor de água, dióxido de carbono e ozônio, gases amplamente dispersos na atmosfera terrestre. A absorção de radiação solar por parte desses gases ocorre em bandas espectrais específicas, e por isso a escolha da banda para a observação de um fenômeno deve ser cuidadosamente considerada durante a elaboração do projeto de um sensor.

A quantificação da reflectância de objetos é feita através da medição da porção de energia refletida por ele em função do comprimento de onda. Essa medida é chamada de reflectância espectral e pode ser observada na Figura 6. Esta imagem mostra as curvas de reflectância para as componentes de solo, vegetação estressada e sadia, além das respostas refletivas de neve e água, cuja interpretação é extensível a componentes como telhas de barro, alumínio, concreto e asfalto. Para o alvo solo, por exemplo, a região de menor reflectância, em medidas percentuais, dá-se na faixa correspondente às bandas espectrais violeta e azul. O aumento da reflectância é gradual, atingindo o seu máximo aproximadamente aos 1200 nm, dentro da faixa do infravermelho próximo. A vegetação sadia possui alta reflectância fora do espectro visível, a partir de 750 nm, no momento em que a água clara (limpa) começa a apresentar suas menores porcentagens de reflectância.

Na Tabela 1 são apresentadas as aplicações mais comuns de cada faixa espectral imageadas pelo sensor TM.

2.2.2 Sistemas sensores

Um dos componentes cruciais do processo de sensoriamento remoto citado anteriormente é a captura da energia refletida pelo alvo. A captura é feita por sensores aerotransportados, comumente acoplados a satélites artificiais colocados na órbita da Terra

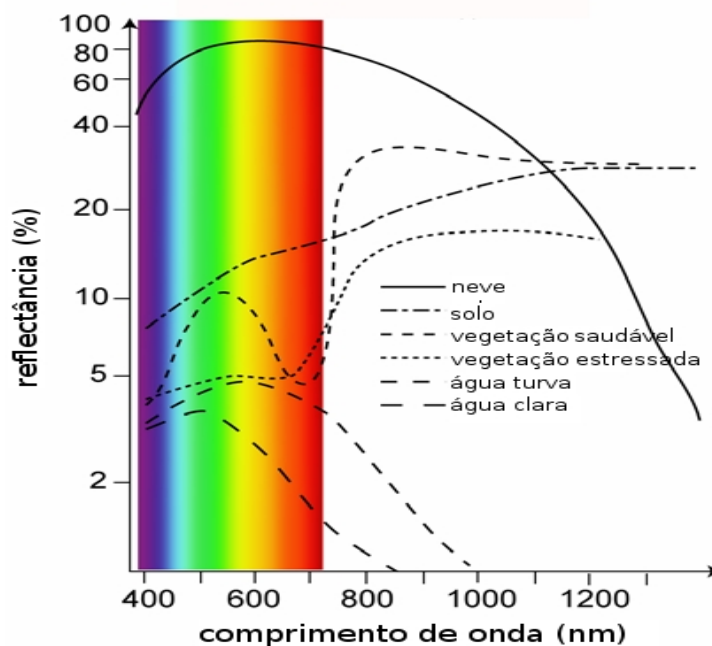


Figura 6 – Curvas de reflectância generalizada para algumas aplicações de classificação de uso da terra. Adaptada de (KEINER, Acessado em: 20 de fevereiro de 2015).

Tabela 1 – Aplicações para as bandas imageadas pelo sensor TM (DPI/INPE, 2006).

Canal	Faixa espectral (μm)	Principais aplicações
1	0,45 - 0,52	Mapeamento de águas costeiras Diferenciação entre solo e vegetação Diferenciação entre vegetação conífera e decídua
2	0,52 - 0,60	Reflectância de vegetação verde sadia
3	0,63 - 0,69	Absorção de clorofila Diferenciação de espécies vegetais
4	0,76 - 0,90	Levantamento de biomassa Delineamento de corpos d'água
5	1,55 - 1,75	Medidas de umidade da vegetação Diferenciação entre nuvens e neve
6	10,4 - 12,5	Mapeamento de estresse térmico em plantas Outros mapeamentos térmicos
7	2,08 - 2,35	Mapeamento hidrotermal

por meio de foguetes. Os sensores podem ser divididos em duas categorias ilustradas na Figura 7 (IMAGEM, 2011; MOREIRA, 2003): ativos e passivos. Se o sensor emitir energia que irá interagir com o objeto alvo é chamado sensor ativo, dos quais se destacam os radares e os emissores de raios *laser* (Figura 7(a)). Sensores passivos, que representam a maioria dos produtos em órbita, captam a energia originada de uma fonte externa, principalmente o Sol, cuja energia captada pelos sensores é aquela resultante da interação com a superfície terrestre (Figura 7(b)).

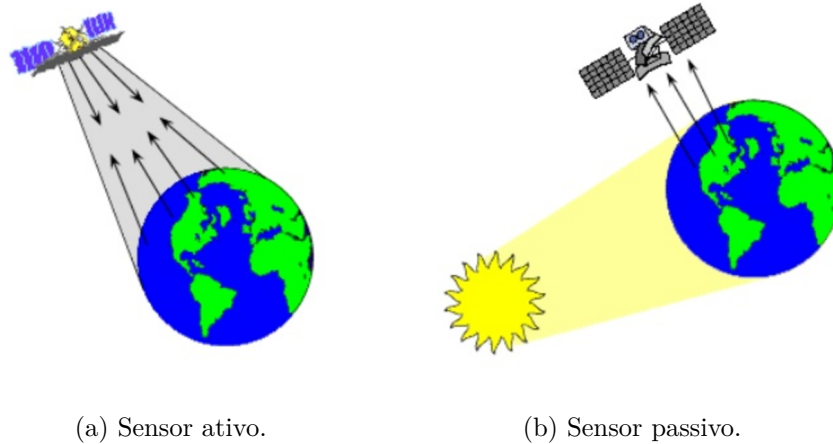


Figura 7 – Categorias de sensores acoplados à satélites artificiais. Os sensores passivos são os mais comuns atualmente. Fonte: (SENSING, 2017).

Em geral, os sistemas sensores podem ser divididos em quatro sistemas básicos (AMARAL; MONTEIRO, 2010; JENSEN, 2006):

- Sistema óptico de coleta: responsável pela determinação da resolução espacial e pela área de coleta da radiação.
- Sistema de dispersão: possui um arranjo óptico para produzir um espectro a partir da radiação incidente.
- Detector de processamento: tem a função de transformar a REM em sinal de energia elétrica. Podem ser dos tipos (a) térmicos, que captam a alteração de temperatura da energia incidente, (b) fotoemissivos, que capta o deslocamento de elétrons proporcional à energia incidente, e (c) quânticos, cuja detecção baseia-se na incidência de fótons sobre o detector, que interagem de forma direta com os níveis de energia dos elétrons, produzindo transportadores de carga livre.
- Subsistema de processamento: responsável pela produção do dado final sobre o alvo capturado através de técnicas específicas (amplificação e filtragem, por exemplo).

2.2.3 Resolução espacial

Esse parâmetro se refere à capacidade do sensor de imagear objetos. Nesse sentido, quanto menor o objeto passível de captação por meio do sensor, maior a resolução espacial (MOREIRA, 2011).

Essa medida pode ser mensurada pelo seu campo de visada instantâneo (IFOV - *Instantaneous Field of View*), que é determinado pelas características geométricas que a uma dada altitude e em um dado momento, determina a área imageada pelo sensor. O

IFOV, ilustrado na Figura 8, representa o tamanho do *pixel* e sua conceituação é teórica, pois varia de acordo com a altitude do sensor em relação a superfície.

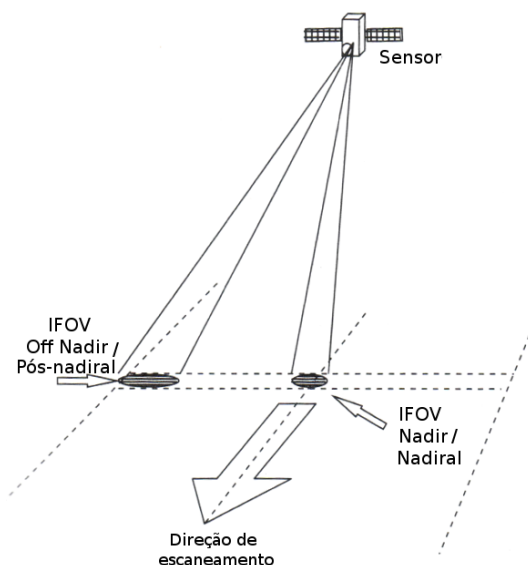


Figura 8 – Variação do diâmetro de imageamento do IFOV de um sensor em linha (TSO; MATHER, 2009).

A Figura 9 ilustra o contraste visual entre diferentes resoluções em áreas urbanas, de baixa à alta resolução. Vê-se que o aumento da resolução das imagens aumenta a quantidade de detalhes e a definição dos elementos da cena.

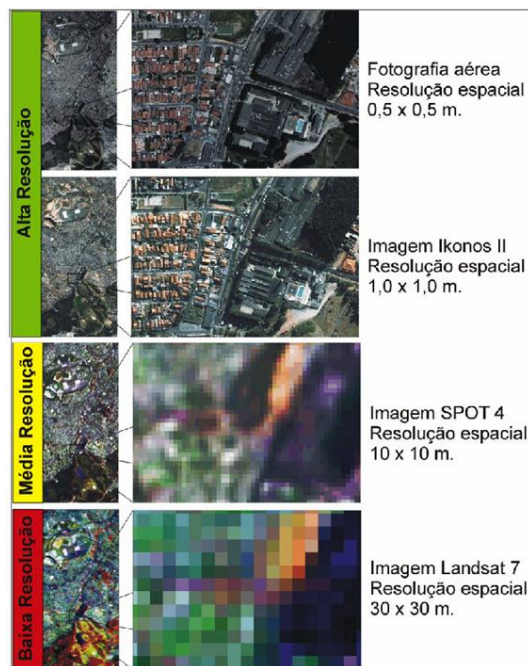


Figura 9 – Imagens de diferentes sensores e resoluções espaciais para discriminar áreas urbanas. Fonte: (MELO, 2003).

2.2.4 Resolução espectral

Aplica-se aos sensores que produzem imagens multiespectrais e é definida pelo número de bandas espectrais do sistema, associada à largura do intervalo do comprimento de onda coberto por essas bandas. Quanto maior o número de bandas e menor a largura do intervalo entre elas, maior é a resolução espectral do sensor (MOREIRA, 2011).

A Figura 10-A apresenta as diferentes regiões do espectro eletromagnético utilizadas em sensoriamento remoto, destacando a faixa do visível. A Figura 10-B mostra o comprimento de onda detectado pelas bandas de dois sistemas sensores hipotéticos, vermelho e azul. O sensor vermelho possui diversas faixas espectrais com grande sensibilidade espectral, em contraste com o sensor azul que possui menos bandas espectrais. Dessa forma, os produtos do primeiro sensor permitem caracterizar e distinguir melhor um objeto na imagem que o segundo.

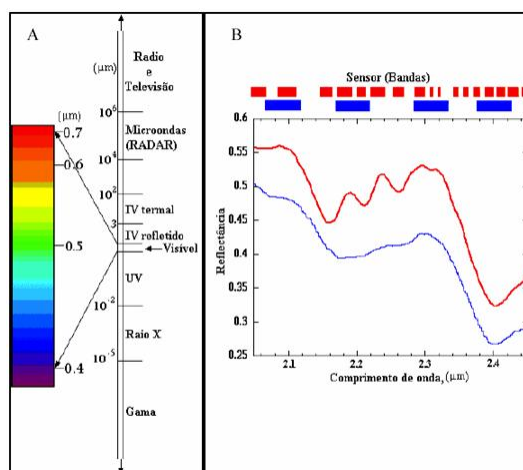


Figura 10 – Espectro Eletromagnético (A) e Resolução espectral (B). Fonte: (JENSEN; JACKSON, 2001).

A resolução espectral é afetada diretamente pela alteração do IFOV de um sensor. A redução de IFOV causa piora na razão sinal-ruído do sistema de imageamento¹, fato que pode ser compensado pelo aumento da largura de banda de escaneamento.

2.2.5 Resolução temporal

Também conhecida como tempo de revisita, é dependente da órbita do satélite e das características do sensor. Por princípio, em órbitas geoestacionárias é possível obter imagens em qualquer instante, porém a captação dessas imagens depende do tempo de aquisição de dados pelo sensor (MOREIRA, 2011).

¹ A razão sinal ruído (SNR, sigla em inglês para *signal-to-noise ratio*) estabelece o quanto um sinal foi corrompido por ruído e é descrito pela equação: $SNR = Potência_{sinal} / Potência_{ruído}$.

2.2.6 Resolução radiométrica

Esse parâmetro é dado pelo número de níveis de cinza usados na representação das imagens captadas pelo sensor (MOREIRA, 2011). A resolução radiométrica será maior quanto maior forem os níveis digitais de cinza, que hoje variam entre 64 e 256 níveis de cinza (6 e 8 bits). Vale destacar que o conceito de *pixel* acontece somente no produto final quando um valor de radiância *I*he é atribuído. A Figura 11 ilustra essa diferença de níveis de cinza em uma cena. A resolução radiométrica também é influenciada pelo IFOV do

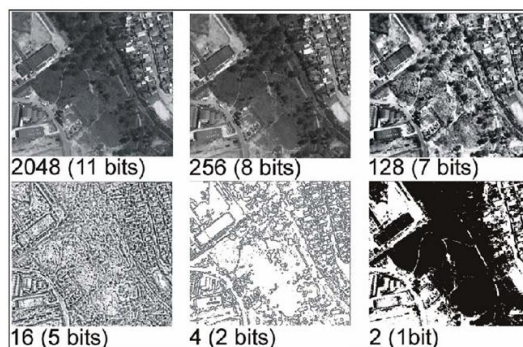


Figura 11 – Diferença de resolução radiométrica, em área urbana. (MELO, 2003).

instrumento. O uso de um IFOV estreito implica diretamente na quantidade de energia recebida pelo detector, que é menor. Isso acontece pois a área de energia que é coletada é menor, e o tempo disponível para detectar essa energia também é mais curto. Dessa forma, a sensibilidade do instrumento para mudanças nos níveis de energia irá diminuir, podendo o sensor não ser capaz de distinguir pequenas diferenças de energia ao longo da linha imageada. Assim, a resolução radiométrica é degradada (TSO; MATHER, 2009).

2.2.7 Satélites artificiais

Satélites artificiais são plataformas que carregam dispositivos destinados à observação de objetos e fenômenos ao redor da Terra, de outros planetas ou de satélites naturais. Seu desenvolvimento começou no final da década de 50 e hoje é ferramenta de vital importância para diversas áreas do conhecimento.

Os sensores instalados nas plataformas orbitais atendem aos objetivos da missão estabelecida. A seguir destacam-se alguns sensores atentando para algumas de suas aplicações:

- *Thematic Mapper* (TM): é usado para diferenciação de solo e vegetação, espécies de plantas, estudos sobre biomassa ou eventos termais e diferenciação de nuvens e neve (Tabela 1).

- *Enhanced Thematic Mapper (ETM)* e *Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+)*: seguem as mesmas aplicações do sensor TM, com melhorias internas e adição de banda Pan-cromática.
- *Operational Land Imager (OLI)*: a bordo do satélite Landsat 8 tem bandas espectrais similar ao sensor ETM+ do satélite Landsat 7. A adição de duas novas bandas promove a investigação de recursos aquáticos e zonas costeiras (banda 1 - azul profundo) e promove a detecção de nuvens do tipo *cirrus* (banda 9 - infravermelho).
- *Thermal Infrared Sensor (TIRS)*: sensor também a bordo do satélite Landsat 8, capturam dados com resolução mínima de 100 metros, e são registrados e entregues como um produto OLI de 30 metros.
- *Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)*: monitora aspectos de temperatura e umidade da atmosfera e da superfície terrestre, ocorrência de incêndios, monitora a temperatura do oceano, a cobertura de neve e gelo do mar.
- *Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER)*: observa a dinâmica de gelo na terra e no mar, além da vegetação, efeitos vulcânicos, ocorrência de incêndios, e propriedades das nuvens.

Os produtos gerados pelos instrumentos citados podem assumir duas classificações (WARNER; FOODY; NELLIS, 2009):

- **Produtos imageados**: são aqueles produtos que se apresentam como uma imagem da superfície. O resultado gera informações sobre a variação espacial da superfície com relação a sua resposta espectral.
- **Produtos não-imageados**: intuitivamente, o produto final não é apresentado em forma de uma imagem. Esses produtos fornecem informação sobre a assinatura espectral do alvo (resposta espectro-radiométrica) ou em termos radiométricos, ou seja, dígitos ou gráficos.

Os sensores imageadores são responsáveis pela formação de imagens em diferentes sistemas (WARNER; FOODY; NELLIS, 2009):

- **Sistema de quadros (*frame system*)**: uma cena é completamente adquirida em um único instante. Um exemplo de um sensor com varredura em quadros é o RBV.
- **Sistema de varredura mecânica ou *whiskbroom***: sistema de varredura cujos detectores estão arranjados de forma linear. A imagem é formada pelo movimento do satélite ao longo da sua faixa orbital e digitalizado pela trilha cruzada da sua lente óptica.

- Varredura eletrônica ou *pushbroom*: a cena formada por esse sensor é formada por detectores em arranjo linear, e a radiância que passa através da lente óptica em linha, ao contrário da varredura mecânica onde a radiância captada passa em secções de cena pela lente.

3 Aspectos sobre processamento digital de imagens de satélite

Neste capítulo serão abordados aspectos que concernem o processamento de imagens oriundas de sensores remotos no que tange às operações a serem realizadas nesta proposta.

3.1 Pré-processamento

Em geral, as imagens de bancos de dados gratuitos são disponibilizadas sem que grandes correções tenham sido executadas sobre elas. Dessa forma, antes que alguns estudos sejam realizados é imprescindível adequar as imagens para que estejam sobre um mesmo nível de informação, principalmente se uma metodologia comparativa será aplicada.

São três as distorções recorrentes a esse ambiente: geométrica, radiométrica e atmosférica. Ao longo dos anos, diversas metodologias foram propostas para tratar essas ocorrências que podem ser causadas por fatores externos ou inerentes ao sensor ou tipo de imageamento, como erros durante a transmissão dos dados, influências atmosféricas, oscilações na posição do satélite ou problemas na calibração do sensor.

3.1.1 Correção geométrica

A correção geométrica visa tratar distorções ocorridas durante a formação da imagem que diminuem a precisão espacial das informações. São causadas por problemas inerentes à plataforma, ao instrumento e ao movimento de rotação da Terra (GAO, 2009). As distorções inerentes à plataforma se referem às variações de altitude (variação de escala) e velocidade do satélite, o que causa sobreposição e lacunas em varreduras sucessivas, nos três eixos (x e y de deslocamento de órbita e z de deslocamento de altitude).

Distorções relacionadas à superfície alvo, aqui entendida como a superfície da Terra, são causadas, principalmente, por dois fatores: rotação e curvatura da mesma (GAO, 2009).

A Figura 12 mostra o efeito distorcido que a imagem sofre devido à rotação da Terra. Essa distorção é causada pelo acúmulo de linhas imageadas, o que causa um deslocamento acumulativo, da primeira à última linha de cenas adjacentes. Então, uma cena como na Figura 12 (a) é formada em quadrado, enquanto que, devido a rotação, a imagem gravada apresenta um deslocamento proporcional (Figura 12 (b)).

A curvatura da Terra necessita de um modelo tridimensional para sua representação e o imageamento, como é feito atualmente, utiliza-se de um modelo bidimensional de

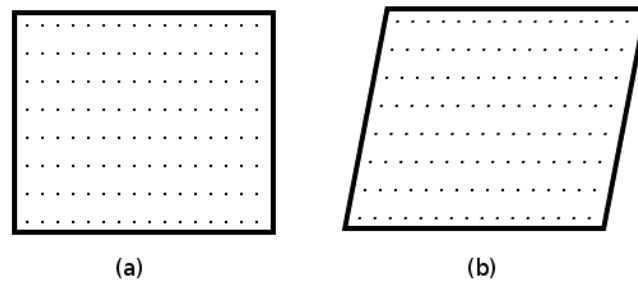


Figura 12 – Impacto da distorção devido a forma da superfície terrestre (GAO, 2009) (a) Formato da cena ideal. (b) Formato da cena distorcido pela rotação da Terra.

ilustração. Considerando esse fator, a transformação do modelo 3-D em uma imagem 2-D inevitavelmente causa distorções à representação. Esses desvios são dependentes do ângulo de escaneamento (θ) e do alcance da visada (D), ambos relacionados à altitude do sensor H (ilustrados na Figura 13).

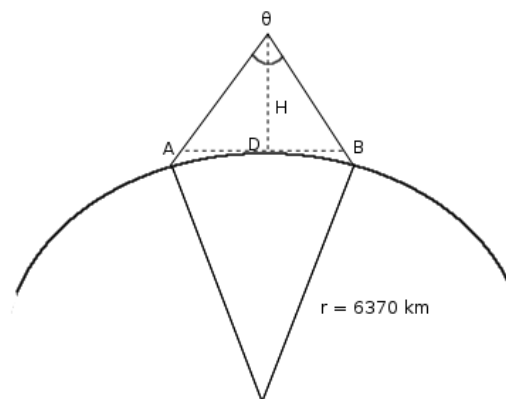


Figura 13 – Efeito da curvatura da Terra no imageamento de sua superfície (GAO, 2009).

As distorções geométricas são em sua maioria previsíveis e por esse motivo as correções acabam sendo uma operação sistemática, feita pela agência distribuidora ou captadora da imagens. Correções sobre distorções ditas não sistemáticas, como, por exemplo, a alteração na velocidade e/ou altitude da plataforma, devem ser analisadas caso a caso, por meio de algoritmos dedicados. Durante a captação da imagem são armazenadas, numa espécie de cabeçalho (*header*), todas as informações do sensor no momento da captação. Com base nessas informações, é possível efetuar as correções descritas até o momento.

Outra operação comum de correção de distorção não sistemática é a transformada de coordenadas com base em pontos de controle de superfície (GCP, sigla em inglês) (WANG-

FEI et al., 2009; GAO, 2009). A distorção geométrica corrigida por GCP é uma tarefa delicada, pois problemas em localizar pontos em terra ou em processar as coordenadas desses pontos pode comprometer severamente a retificação da imagem. O número de GCP também é uma escolha importante e deve levar em consideração as características do sensor e área de interesse. Dessa escolha também depende a acurácia da correção. Modelos matemáticos são responsáveis por processar os pontos de controle sobre as imagens para corrigi-las.

3.1.2 Distorção radiométrica

Distorções radiométricas são ocasionadas principalmente pela variação de iluminação causada nos diferentes ângulos de iluminação solar, por variação indesejada na resposta dos detectores individuais (sensores de bandas específicas) ou mesmo pela perda de linhas de imageamento ou *pixel*. O ideal é que a medida da intensidade seja proporcional à reflectância do objeto e à irradiância espectral do Sol, assumindo que a reflectância de uma superfície seja uniforme na área de um *pixel* (VARSHNEY; ARORA, 2004).

As distorções não lineares são causadas por comportamento não esperado dos sensores e se refere à resposta não linear da função de entrada de radiância. Relaciona-se também aos ruídos inseridos pelo próprio sensor ou às diferenças em câmeras de multidetecção, onde podem ocorrer pequenas alterações na função de transferência ou de *offset* (VARSHNEY; ARORA, 2004).¹

A correção desses efeitos comumente é feita pelo ajuste de níveis de cinza da imagem de acordo com informações de média e variância tomadas como referência.

3.1.3 Correção atmosférica

Para alguns autores, as distorções ocasionadas por interferência atmosférica são tratadas como um tipo de desvio radiométrico (VARSHNEY; ARORA, 2004; RICHARDS; JIA, 2006). Porém, dada sua importância na formação de imagens remotas (é um dos principais fatores de degradação nas imagens), outros autores dedicam seções exclusivas a esses efeitos (TSO; MATHER, 2009; MATHER, 2004).

As distorções atmosféricas são causadas pela captação da radiação que ao invés de encontrar-se com a superfície da terra chocou-se com partículas suspensas na atmosfera ou foram espalhadas por vizinhos do ponto de interesse, de forma que detalhes são sublimados e a precisão da representação dos níveis radiométricos é alterada. Essas distorções podem ser modeladas em forma de atenuação atmosférica através de informações captadas por estações meteorológicas no momento da formação da imagem (opção custosa e complexa) (VARSHNEY; ARORA, 2004). Na falta dessas informações, são mais comuns

¹ *Offset* refere-se à saída de cada detector na ausência de radiação.

as correções em massa, que visam compensar a radiância do sensor ou do caminho (interferência de um *pixel* espalhado sobre o *pixel* alvo).

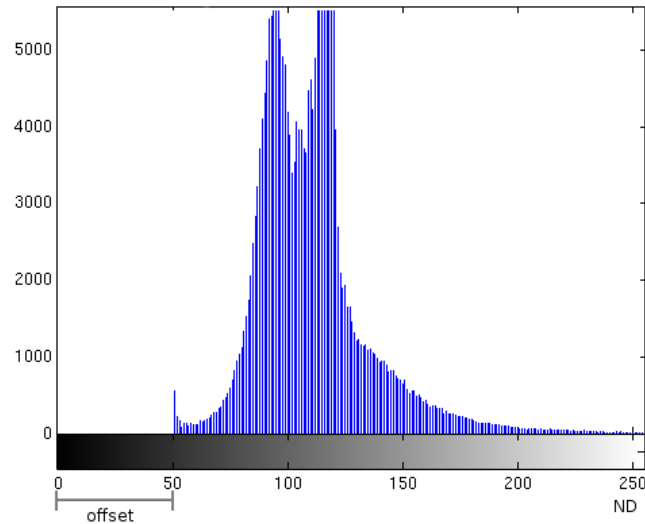


Figura 14 – Estimação da radiância de uma imagem pelo seu histograma (TSO; MATHER, 2009).

Um método de correção bastante conhecido é o de remoção de objetos escuros (DOS, sigla em inglês) (TSO; MATHER, 2009; VARSHNEY; ARORA, 2004; RICHARDS; JIA, 2006). O histograma de uma imagem, como mostrado na Figura 14, ilustra a representação de *offset*, valor constante, que nesse método é usado para a subtração dos *pixels* da imagem em uma determinada banda espectral. Esse método é baseado na suposição de que os *pixels* com valor de reflectância zero são oriundos de espalhamento, portanto, representam distorção. No espectro visível, áreas de sombra podem representar objetos escuros e pelo seu histograma oferecer o valor de *offset*.

A modelagem de efeitos atmosféricos supre a deficiência da DOS, uma vez que o método aplica a subtração de uma constante por todos os *pixels* da imagem, promovendo uma correção aproximada e não precisa. Porém, em (SONG et al., 2001) foram estudados seis modelos de calibração, onde o modelo adaptado do DOS, conhecido como DOS3, foi ligeiramente mais eficiente em relação aos outros modelos testados. A superioridade do modelo DOS3, também observado em (WEI-LIANG et al., 2010) é explicado pelo fato de que, enquanto o DOS não considera as perdas de transmitâncias atmosférica bem como radiação difusa descendente, o DOS3 calcula componentes de transmitância atmosférica nos sentidos alvo-sensor e fonte-alvo considerando o espalhamento do tipo Rayleigh.

3.2 Classificação

Classificação é o processo de extração de informações em imagens para reconhecer padrões e objetos homogêneos (GONZALEZ; WOODS, 2008). Pode ser baseado em modelos estatísticos, induzidos por informações sobre as classes buscadas, comumente obtidas por interferência de especialistas (dados de treino). A performance desses modelos está diretamente ligada à precisão dos parâmetros de estimação usados durante a apresentação dos dados de treino do modelo (ROKACH, 2010).

No contexto do sensoriamento remoto, o objetivo do reconhecimento de padrões é mapear áreas da superfície terrestre que correspondam aos temas de interesse (vegetação e uso da terra, por exemplo) (TSO; MATHER, 2009).

Os métodos de classificação costumam ser divididos em duas categorias, métodos supervisionados e não supervisionados. A classificação supervisionada pressupõe o uso de exemplos sobre as classes que irão ser identificadas, os dados de treino. Desse modo, a caracterização estatística dos objetos a serem classificados será feita com base em um treinamento que irá estabelecer a assinatura das classes buscadas.

De forma a evitar a preparação de conjuntos de treino, os algoritmos classificadores não supervisionados fazem uma busca individual pela formação de grupos ou *clusters* com características similares. É exigido do programador certo conhecimento sobre as características dos materiais componentes da cena, mas não como na classificação supervisionada, e sim para a determinação de parâmetros de separação, inclusive o número de *clusters* a serem identificados.

As propriedades espectrais de uma classe podem variar com a mudança de estações climáticas, o que torna a relação entre a classe de um objeto e a característica espectral do *cluster* inconstante. Muitas vezes a relação entre um objeto e sua classe também está restrita a uma imagem captada em um determinado momento, não podendo ser estendido à outra imagem colhida em momento diverso. Pensando nisso, (YANG; LOHMANN; HEIPKE, 2011) usou algoritmo genético para determinar automaticamente o número de *clusters* durante a classificação não supervisionada de imagens do satélite IKONOS, que mostraram bons resultados quando comparados à resultados convencionais de ISODATA,².

Agrupar *pixels* no domínio espacial não é a única alternativa para os classificadores, esta tarefa também pode ser feita no domínio espectral. A proposta apresentada em (MUKHOPADHYAY; BANDYOPADHYAY; MAULIK, 2008) usa um esquema *fuzzy* de agrupamento de *pixels* multi-objetiva combinada com redes neurais artificiais com base probabilística. Essa abordagem produz um conjunto de soluções, onde as mais confiáveis são usadas para treinar a rede neural. As soluções pouco confiáveis são então classificadas

² Isodata é o acrônimo para *Iterative Self-Organizing Data Analysis Techniques Algorithm* o mais sofisticado algoritmo para determinação e ajuste automático de *clusters*.

pela rede neural, que apresentou boa precisão em comparação com outros classificadores conhecidos.

Explorando o esquema difuso de agrupamento multiobjetivo, (MUKHOPADHYAY; MAULIK, 2009) propôs o uso de *Support Vector Machine* (SVM) para aumentar a precisão desse tipo de classificador. Assim como em (MUKHOPADHYAY; BANDYOPADHYAY; MAULIK, 2008), o agrupamento difuso fornece subsídio (pontos de maior confiabilidade) para o classificador, nesse caso baseado em SVM. O treinamento é feito com os pontos mais confiáveis e a classificação é feita com os pontos de menor confiabilidade.

4 Técnicas para detecção e análise de mudanças de uso e cobertura da terra

Em sensoriamento remoto óptico, detecção de mudanças é o processo de identificação de diferenças no estado da cobertura da terra pela análise de um par de imagens adquiridas sobre a mesma área geográfica em diferentes épocas (MISHRAA; GHOSHB; GHOSH, 2012).

O uso da terra descreve a ocupação humana sobre a superfície terrestre, geralmente em um contexto econômico (agrícola, residencial, comercial) (CAMPBELL; WYNNE, 2011). Ao mesmo tempo, tem-se a observação do que se considera cobertura da terra, que são as características da superfície da Terra, que incluem a cobertura vegetal natural e aquela modificada pelo homem, suas estruturas e todos os outros componentes dessa observação. Sendo assim, costuma-se considerar as ocorrências juntas, mas sendo possível a identificação das distinções entre elas.

O conhecimento sobre o uso e cobertura da terra é importante para o planejamento e gerenciamento de atividades humanas, sendo elemento essencial para a modelagem e entendimento da Terra como um sistema (LILLESAND; KIEFER; CHIPMAN, 2008). Uma informação precisa sobre o uso da terra pode garantir que uma vizinhança residencial seja alocada em um espaço logicamente posicionado à respeito de um centro comercial ou ponto de acesso ao sistema de transporte, por exemplo. Sob outro aspecto, essa informação é um importante componente de uma modelagem climática e hidrológica para a estimação do escoamento das chuvas a partir de sistemas de transmissão.

4.1 Aspectos que concernem a detecção de mudanças no uso e cobertura da terra

Ao contrário do mapeamento da cobertura da terra poder ser feita apenas baseado nos dados de sensores remotos, esse estudo pode requerer informações adicionais, não diretamente dedutíveis dos mapas de cobertura e dados remotos.

Pensando nessa necessidade de informação adicional, o serviço geológico americano (USGS) definiu categorias dentro do seu sistema de classificação de uso e cobertura da terra que definem critérios razoáveis para a interpretação de dados aero-espaciais (ANDERSON et al., 1976). Seguindo 10 critérios, desenvolvidos para o uso de técnicas e dados não específicos e por isso nem sempre aplicáveis por completo, são definidos 4 níveis de informação a serem seguidos hierarquicamente de acordo com as informações disponíveis (LILLESAND;

KIEFER; CHIPMAN, 2008). Por exemplo, para terrenos urbanos (uma das 7 classes do nível 1), existem 7 sub-classes (nível 2), sendo que somente a ocupação residencial (entre comerciais, industriais e outras) possui mais 7 diferentes tipos de ocupação no nível 3.

A Tabela 2 apresenta os formatos de imagens mais indicados para a classificação do uso e cobertura da terra segundo a hierarquia definida pela USGS .

Tabela 2 – Formatos de imagens indicados para os níveis de classificação definidos pela USGS.

Nível	Formato de imagem	Exemplo	Resolução espacial (m)
I	Fotografias de resolução baixa a moderada	Sensor Landsat MSS	60
II	Fotografias aéreas de baixa escala ou satélites de resolução moderada	Sensor Landsat TM/ETM+	30*
III	Fotografias aéreas de média escala ou satélites de resolução moderada ou alta	Sensor IKONOS	0.82
IV	Fotografias aéreas de alta escala ou dados de alta resolução	Sensor QuickBird	0.65

* A banda 6 do sensor TM e do sensor ETM+ são adquiridas com resolução de 120 e 60 metros, respectivamente. As imagens são reamostradas para a resolução de 30 metros.

A classificação definida não evita dubiedade na identificação das classes, devendo haver uma definição de prioridade das características pelo usuário, pois o sistema mistura conceitos de atividades, cobertura e condições da terra nas categorias. Dentro desse contexto, várias outras iniciativas foram tomadas, dentro e fora da USGS, para que mais informação pudesse ser disseminada (disponibilidade de bancos de dados públicos, como o disponibilizado pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE), para que as categorizações fossem aprimoradas, ou que fossem distribuídos mapas temáticos de vários países em diversas resoluções para auxiliar estudos diversos na comunidade acadêmica.

O estudo sobre as mudanças na cobertura e uso da terra possui diversas aplicações, como o monitoramento de áreas de cultivo, do desflorestamento, e oceanográfico, por exemplo. A característica de revisita do satélite (resolução temporal) habilita esses dados à identificação dos tipos e condições da cobertura da superfície terrestre ao longo do tempo.

Em (DUZGUN; DEMIREL, 2011) várias aplicações de monitoramento via sensoriamento remoto são expostas no contexto de áreas de exploração mineral. Por exemplo, o afundamento do solo, que é um dos impactos ambientais mais notáveis em mineração subterrânea (além dos impactos operacionais, econômicos e sociais), é causado por falhas na abertura de espaços ao longo da cama de minério e por fatores inerentes à estrutura e comportamento dessa cama e das camadas estéreis. O monitoramento remoto é uma das formas de acessar as informações sobre a saúde da mina e gerar bases para a tomada de iniciativas de mitigação e controle do afundamento. Além do notável avanço tecnológico,

esse modelo de monitoramento não requer informações detalhadas sobre o campo, e pode valer-se de informações de sensores ativos (micro-ondas) e passivos (ópticos), configurando uma estratégia vantajosa e eficiente para este fim.

(MALAVIYA et al., 2010) combinou ferramentas geoespaciais com medidas em solo para mensurar o impacto de minas de carvão em partes da Índia nos anos de 1972, 1992, 2001 e 2006. Através de mapas temáticos gerados pela metodologia proposta (mapa temático gerado não-supervisionadamente, mapa temático visual e medidas em solo) e usando como referência os dados do levantamento oficial de florestas da Índia, eles observaram um significativo declínio da cobertura florestal, em especial após o ano de 2001.

(XU et al., 2016) combinou dados do sensor TM (do ano de 2010) e OLI (do ano de 2013) para examinar o impacto da mineração e expansão urbana sobre o meio ambiente de uma área montanhosa da China, a Zona Ecológica de Qin-Ba, uma importante região destinada à proteção do ecossistema e biodiversidade. Por interpretação visual, constataram que do total da área estudada (140000 km²), em 2013, 22 km² eram de área minerada com alta probabilidade de expansão. Também observaram que o ecossistema de todas as províncias perpassadas pelas montanhas foi diretamente afetado pela mineração.

Uma fase crítica na detecção de mudanças de uso e cobertura da terra é a correta definição de áreas com mudanças. Por exemplo, em (XU et al., 2016), a formação montanhosa estudada possuía tanta variação de luz e sombra que a detecção automática de mudanças precisou se substituída pela análise visual. Nesse mesmo sentido, (OLSON et al., 2004) propôs uma metodologia híbrida que inicialmente separava regiões com mudanças daquelas sem alteração com uma precisão moderada. Depois, baseado nessa pré-separação, analisava os padrões de textura da cena para eliminar erros por comissão.

Para que a análise de mudanças seja bem sucedida é preciso que as imagens sejam comparáveis, ou seja, que não haja variações que venham a ser interpretadas como mudança, quando na verdade são fruto de um evento alheio às mudanças em solo. Para que as imagens sejam comparáveis é importante que:

1. As imagens sejam obtidas pelo mesmo sensor ou que sejam bem intercalibradas, tenham sido extraídas no mesmo período do dia usando o mesmo IFOV e ângulo de visada.
2. Para análise plurianual, as imagens devem ser tomadas na mesma estação do ano para minimizar o efeito de mudanças fenológicas.
3. As imagens devem estar registradas, ou seja, as coordenadas de linha e coluna das imagens devem representar, ao máximo, a mesma coordenada geográfica (latitude e longitude) de um mapa.
4. A região a ser analisada não deve conter nuvens.

5. As imagens devem ser corrigidas atmosféricamente.

No entanto, na prática, sabe-se que atingir todos os requerimentos citados, além de outros opcionais, é tarefa complicada e nem sempre possível. Por isso, é importante que se maximize o sinal da mudança de interesse, minimizando o sinal de qualquer coisa que possa ser confundida com ela para que a detecção seja eficiente.

As técnicas para detecção de mudanças baseada em informações espectrais podem ser divididas em 5 classes, como indica (CAMPBELL; WYNNE, 2011): (1) Interpretação visual, (2) Métodos algébricos, (3) Transformação e redução de dados, (4) Classificação e (5) Estatísticos.

O processo de interpretação visual pode ser por simples comparação de imagens, onde o especialista identifica regiões de mudanças, ou através da composição espectral das cenas. Durante a composição, as cenas de dois anos distintos são empilhadas para formar uma só imagem e então ver destacadas as mudanças. Nesse modelo, a escolha das bandas que destaquem as mudanças de interesse torna-se muito importante. Em geral, essas metodologias auxiliam na visualização primária do estudo, habilitando o especialista para escolha de algum método mais robusto e preciso.

Os métodos algébricos aplicam operações matemáticas sobre as imagens para a identificação das mudanças. São mais comuns as operações de diferença, razão, aplicação da distância Euclidiana, e a análise de vetor de mudanças (CVA). A diferenciação de imagens é, talvez, o método mais utilizado, e consiste na subtração banda-à-banda das cenas nos diferentes anos. Valores próximos à zero indicam similaridade espectral e presumidamente a falta de mudanças e cabe ao analista a definição do limiar que separa a ausência da presença de mudanças na cena. Da mesma forma, razão e a distância Euclidiana fornecem informações sobre a presença ou não de mudanças para cada banda e uma forma de estender esse conhecimento é pelo uso de métodos como o CVA (MALILA, 1980).

À informação sobre a presença ou não de mudança dá-se o nome de magnitude. A análise por CVA fornece outra dimensão de análise, a direção em que a mudança ocorre. A técnica de CVA alcança a informação sobre as mudanças na cena pela comparação radiométrica direta, e não pela comparação de classificação, evitando assim a acumulação de erros individuais (CHEN et al., 2011). Essa comparação dá origem aos vetores de mudança espectral (VME) que são compostos pelas informações de magnitude e direção. Este último é rico em informações, como o tipo de mudança ocorrida e a distribuição do ruído oriundo do registro, e nem sempre utilizado em sua total potencialidade. Além disso, Bovolo e Bruzzone (2007) (BOVOLO; BRUZZONE, 2007) destaca que muitas das análises de VME são feitas de forma empírica sem uma caracterização dos modelos estatísticos das classes observadas.

Como toda técnica, o uso de CVA possui suas deficiências, a primeira delas refere-se

aos impactos das diferenças radiométricas observáveis nas imagens sobre o resultado dos vetores de mudanças (diferentes condições atmosféricas, ângulo solar, fenologia da vegetação, etc.). A determinação do limiar a ser utilizado para a caracterização dos tipos de mudanças, além da definição do limiar que delimita as regiões de mudança e não mudança, em geral são definidos empiricamente. Além disso, o processo de identificação do tipo de mudança e o seu casamento com a informação da terra é uma tarefa complexa.

As técnicas citadas até o momento usam os dados da imagem original para a detecção, porém há técnicas, como a análise de componentes principais (PCA) e transformação *tasseled cap*, que transformam os dados em combinações lineares das bandas da imagem para então procederem a detecção. A PCA reorienta os eixos dos dados de forma a não haver covariância entre as bandas das componentes principais, assim representando a mesma informação contida nas bandas originais usando menos bandas. Apesar de bastante poderosa, não se pode garantir que a PCA possa ser usada em todas as aplicações com a mesma eficiência. O mais comum quando a transformação *tasseled cap* é aplicada é o uso dos três primeiros eixos que descrevem o brilho, verdor e a umidade na cena (principalmente se a banda do infravermelho médio está disponível). O procedimento tem base na evolução espectral dos cultivos ao longo de seu período vegetativo.

O uso de métodos de classificação para detecção de mudanças é pouco utilizado, mas é bastante poderosa pois além de detectar efetivamente a mudança, eles a atribuem um rótulo. Dessa forma, além de obter a informação de transformação de uma área há a informação sobre o tipo de mudança (vegetação para solo exposto, por exemplo).

Por fim, das técnicas estatísticas de comparação de imagens a mais comum é a correlação cruzada de imagens usando vizinhança de *pixels* ou segmentos multitemporais. Por simplicidade somente uma banda é usada, mas a correlação multibanda é possível a partir da combinação prévia das bandas (como pelo índice de vegetação).

A disponibilidade de dados (por vezes gratuitos) de alta qualidade permitiram que análises mais abrangentes fossem desenvolvidas. Iniciativas como a do governo americano (através do seu serviço geológico, USGS) e do INPE, que disponibilizam diversos produtos dos satélites Landsat, CBERS, IRS-P6 - *Resource-sat1*, AQUA e TERRA, permitem o desenvolvimento de diversos projetos de longo prazo com grande impacto na comunidade científica (SOUZA-FILHO et al., 2016; SOUZA-FILHO et al., 2015).

Algumas incidências podem interferir fortemente nos resultados esperados em um projeto de detecção de mudanças. Além das interferências já mencionadas, a persistência de nuvens nas cenas ao longo dos anos é uma importante condição restrigente de análise. Nos casos em que várias imagens serão comparadas, cresce a importância das correções radiométrica e geométrica das cenas.

A presença de nuvens quando não atingem a região de interesse na análise pode

ser ignorada pelo uso de uma máscara que a delimite, de forma que essa região não é considerada para fins de qualificação da detecção (ZHANG; XIAO, 2014). Por vezes, é de interesse que a estimação da região coberta seja feita, e para isso, diversos métodos podem ser aplicados. Em resumo, diante da presença inevitável de nuvens nas cenas pode-se adotar um dos seguintes posicionamentos (CAMPBELL; WYNNE, 2011):

1. Para pequenas áreas cobertas, aplique um método de estimação baseado nos *pixels* adjacentes (SIRAVENHA; SOUSA; PELAES, 2014; SIRAVENHA et al., 2012; FENG et al., 2010).
2. Estime as áreas cobertas com base em imagens capturadas em datas próximas à usada no estudo (LIN et al., 2013).
3. Use técnicas em que os *pixels* são manipulados explicitamente ao longo da análise (BROOKS et al., 2014).

Uma técnica útil na detecção multitemporal de imagens é a normalização das imagens de acordo com uma classe ou condição de referência. Por exemplo, em estudos de desflorestamento pode ser útil mapear as áreas cobertas por floresta em todas as imagens para depois processar somente as regiões onde houve mudança para a identificação do tipo de ocorrência (BROWDER; WYNNE; PEDLOWSKI, 2005).

4.1.1 Análise de vetor de mudança (CVA)

A análise de vetores de mudanças consiste na descrição do vetor de mudança de um *pixel* em diferentes imagens (colhidas em datas diferentes) (MALILA, 1980). Apesar de apresentarem a eficiência da técnica para detectar diferentes tipos de mudanças, (CHEN et al., 2013; CHEN et al., 2011; ALLEN; KUPFER, 2000) mostram as deficiências perante a heterogeneidade e complexidade dos alvos, em especial os agrícolas. Os vetores podem ser obtidos a partir dos canais espectrais ou pela combinação linear das componentes, como a gerada pela transformação *tasseled cap*. As alterações são definidas pela análise do deslocamento de um *pixel* dentro do espaço de mudança (vetor), conforme ilustrado na Figura 15.

Para alcançar as informações de magnitude e direção, deve-se considerar duas imagens multispectrais corregistradas, X_1 e X_2 , de dimensão ixj , adquiridas em diferentes períodos t_1 e t_2 . Tomando X_1 e X_2 como duas variáveis aleatórias multidimensionais que representam a distribuição estatística dos pixels nas imagens, toma-se $X_{b,t}$ como a variável aleatória que representa todas as componentes espectrais $b = 1...B$ no tempo $t = 1, 2$. Comumente, analisadores de mudanças não supervisionados observam as diferenças espectrais na imagem X_D obtida por $X_D = X_2 - X_1$, considerando que $X_{b,D}$ é a imagem que representa a b-ésima componente de X_D .

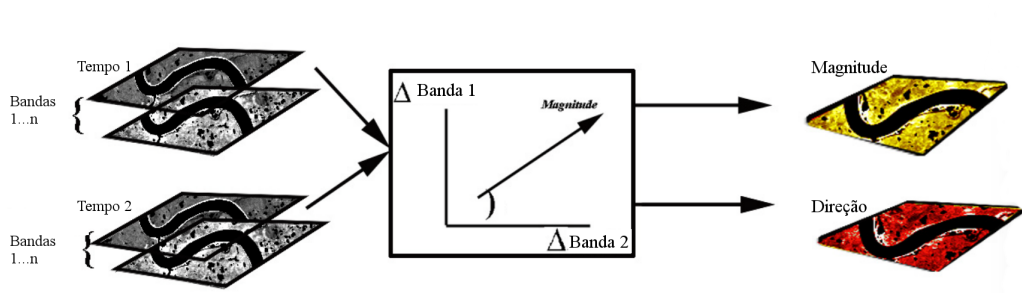


Figura 15 – Análise de vetor de mudanças. Fonte: Adaptado de (SUTTON, 2012).

O problema existente em analisar dados multiespectrais é a dimensão BD que a análise pode assumir. Para contornar esse problema, a redução de dimensão para o espaço unidimensional é bastante comum em abordagens teóricas. A complexidade dos dados, bem como a presença de ruídos inerentes, podem prejudicar a observação das mudanças ou modificar seu entendimento.

A proposta da CVA é reduzir o problema multidimensional para o espaço bidimensional de análise, considerando todos os pares de canais espectrais. Esta é uma visão similar a análise de componentes principais, onde apenas duas ou algumas das componentes são observadas em um problema. Na prática, para um par de canais espectrais são extraídas as informações de magnitude e direção dadas pelas equações:

$$\rho = \sqrt{(X_{m,D}^2 + X_{n,D}^2)} \quad (4.1)$$

e

$$\vartheta = \arctan\left(\frac{X_{m,D}}{X_{n,D}}\right) \quad (4.2)$$

onde $X_{n,D}$ e $X_{m,D}$ são canais espectrais da imagem X_D .

A representação polar dos dados é feita sobre o mapa ilustrado na Figura 16, onde se pode observar que o círculo é definido $MD = \{\rho \in [0, \rho_{max}] \text{ e } \vartheta \in [0, 2\pi]\}$, onde ρ_{max} é o máximo valor de magnitude na eq. 4.1. O setor destacado ao redor do eixo central (C_n) de raio T define a região de não mudança onde $C_n = \{\rho, \vartheta : 0 \leq \rho < T \text{ e } 0 \leq \vartheta < 2\pi\}$. O limiar T é definido empiricamente ou pelo uso de algum algoritmo de decisão que separe este tipo de ocorrência de todas as outras.

O anel A_c acomoda os *pixels* que sofreram mudança e são definidos como $A_c = \{\rho, \vartheta : T \leq \rho < \rho_{max} \text{ e } 0 \leq \vartheta < 2\pi\}$. Dessa forma, $MD = A_c \cup C_n$. A definição do setor de não mudanças é independente de valores de direção, porém, a definição das mudanças está diretamente relacionada à essa informação. Os setores de mudança S_k estão definidos no conjunto $\Omega_c = \{\omega_{c1}, \omega_{c2}, \dots, \omega_{ck}\}$, assim, $S_k = \{\rho, \vartheta : \rho \geq T \text{ e } \vartheta_{k1} \leq \vartheta < \vartheta_{k2}, 0 \leq \vartheta_{k1} < \vartheta_{k2} < 2\pi\}$. É esperado que um tipo de mudança esteja incluído em um mesmo setor anular. No sistema de coordenada polar, duas coordenadas angulares identificam

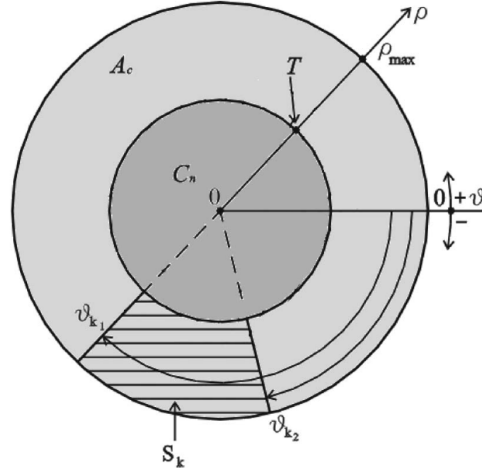


Figura 16 – Representação no domínio polar das regiões de interesse do CVA. Fonte (BOVOLO; BRUZZONE, 2007)

dois setores: um côncavo e um convexo. É esperado que *pixels* que pertencem à uma mesma mudança tenham baixa variância, por isso o setor de interesse provavelmente será convexo. Por outro lado, essa condição deixa de ser atendida se o setor convexo abranger a descontinuidade entre $[0, 2\pi]$. Neste caso, a variância dos *pixels* é alta e a relação entre as duas coordenadas angulares é invertida ($\vartheta_{k1} > \vartheta_{k2}$), redefinindo a noção de S_k : $S_k = \{\rho, \vartheta : \rho \geq T \text{ e } \vartheta_{k1} \leq \vartheta < 2\pi \cup 0 \leq \vartheta < \vartheta_{k2}, 0 \leq \vartheta_{k1} < \vartheta_{k2} < 2\pi\}$.

Em aplicações reais, todos os limiares descritos até o momento não são estritamente definidos e podem ser melhorados mediante uma análise sensível ao contexto, reduzindo a incerteza na formação dos setores de MD .

4.1.2 Análise de vetor de mudanças comprimido (C2VA)

É natural que a análise na forma mostrada pelo CVA pode ser considerada sub-ótima, haja vista que a análise é feita em pares de bandas X_D . Uma forma de buscar a preservação da maior parte da informação no espaço BD é descrita em (BOVOLO; MARCHESI; BRUZZONE, 2012) e transforma o espaço original em um espaço 2D sem a necessidade de nenhuma informação *a priori* do problema: a análise de vetor de mudanças comprimido.

Neste modelo, também são usadas as informações de magnitude e direção nas formas:

$$\rho = \sqrt{\sum_{b=1}^B X_{b,D}^2} = \sqrt{\sum_{b=1}^B (X_{b,2} - X_{b,1})^2} \quad (4.3)$$

e

$$\alpha = \arccos \left(\frac{\sum_{b=1}^B (t_b r_b)}{\sqrt{\sum_{b=1}^B t_b^2 \sum_{b=1}^B r_b^2}} \right). \quad (4.4)$$

A magnitude (ρ) é definida no intervalo $\rho \in [0, \rho_{max}]$ e em teoria esse valor pode tender ao infinito, mas em aplicações reais esse valor é limitado pela própria natureza dos dados disponíveis. A direção está definida no intervalo $\alpha \in [0, \pi]$, que representa o ângulo computado entre dois vetores multidimensionais t e r , onde t_b e r_b são os b -ésimos componentes dos vetores em BD . Nesse modelo, o ângulo definido na Equação 4.4 é usado como uma medida de similaridade entre o espectro de uma imagem X com um espectro de referência X_{ref} , o que leva a redefinição da equação na forma:

$$\alpha = \arccos \left(\frac{\sum_{b=1}^B (X_b X_{b,ref})}{\sqrt{\sum_{b=1}^B X_b^2 \sum_{b=1}^B X_{b,ref}^2}} \right), \quad (4.5)$$

onde X_b e $X_{b,ref}$ são componentes dos vetores X e X_{ref} . Contudo, por não haver disponibilidade de imagem de referência é preciso reformular a eq. 4.5. Para tanto, considere t como um vetor de mudanças espectrais e r como o vetor unitário de dimensão BD cujos elementos u_b ($b = 1, \dots, B$) são iguais uns aos outros, assim, fica garantido que o vetor de referência tem o mesmo peso para todo o espectro analisado.

Para definir o vetor referência sem informação *a priori*, toma-se cada elemento do vetor u seja $u_b = \sqrt{B}/B$ ($u = X_{ref} = [\sqrt{B}/B, \dots, \sqrt{B}/B]$). Finalmente, reformulando a equação 4.5 tem-se:

$$\alpha = \arccos \left(\frac{\sum_{b=1}^B (X_{b,D} u_b)}{\sqrt{\sum_{b=1}^B X_{b,D}^2 \sum_{b=1}^B u_b^2}} \right) = \arccos \left[\frac{1}{\sqrt{B}} \left(\frac{\sum_{b=1}^B X_{b,D}}{\sqrt{\sum_{b=1}^B X_{b,D}^2}} \right) \right], \alpha \in [0, \pi]. \quad (4.6)$$

A partir das Equações 4.3 e 4.6 pode-se representar o espaço polar de forma comprimida, sendo $C^2VA = \{\rho \in [0, \rho_{max}] \text{ e } \alpha \in [0, \pi]\}$. As definições dos setores de mudança e não mudança, além da identificação do limiar são similares à descrição mostrada no início desta seção e estão ilustradas na Figura 17.

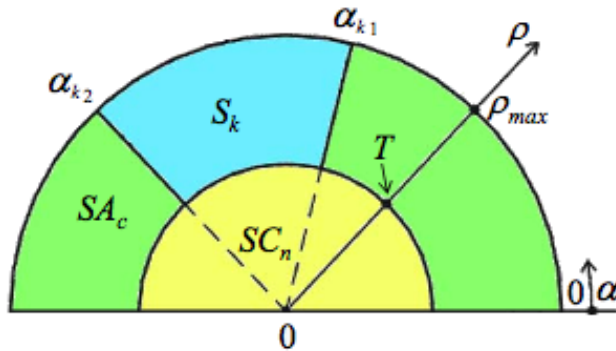


Figura 17 – Regiões de interesse na representação polar do C^2VA . Fonte (BOVOLO; MARCHESI; BRUZZONE, 2012)

5 Metodologia de análise implementada

Neste capítulo será apresentada a sequência de passos para implementação da metodologia proposta para que os objetivos estabelecidos sejam alcançados. A formação do banco de dados, a aplicação do detector de mudanças, o modelo de clusterização e as abordagens para a medição da qualidade dos resultados são apresentados na sequência.

5.1 Área de estudo e banco de dados

O Brasil desempenha um papel importante no cenário mundial da mineração; suas reservas minerais são algumas das mais importantes atualmente. A empresa Vale administra o maior projeto de mineração em atividade no Brasil, o Projeto Carajás. Desde o início, este projeto é responsável por uma grande parte da produção de minerais no Brasil. Em 2014, a produção brasileira de minério de ferro atingiu 411,8 milhões de toneladas, dos quais 29,2% deste montante foi extraído no Pará, a maioria deles nas operações do Projeto Carajás (NDMP, 2016). As rochas de Carajás contêm uma média de 68% de minério de ferro, o que torna suas rochas as de maior qualidade do mundo.

Desde os primeiros anos de implantação da mineração, a ocupação humana é intensa nessa área. Um aspecto especial desta região é a presença de Unidades de Conservação Ambiental (UC), entre elas, a Floresta Nacional de Carajás (ou FLONA Carajás) e a Área de Proteção Ambiental do Igarapé Gelado. Em suas adjacências, existem também as Florestas Nacionais de Tapirapé-Aquiri e de Itacaiúnas. A FLONA Itacaiúnas mantém conservada da bacia do rio Itacaiúnas, rio que vem sendo ameaçado não só pela prospecção de mineração em seus afluentes, mas também pela agricultura e criação de gado. No sudoeste destas reservas existem também a Reserva Biológica Nacional de Tapirapé e a Floresta Nacional de Gorotiré.

Existem 12 categorias de UC divididas entre dois tipos de unidades: Unidades de Proteção Integral e Unidades de Uso sustentável (AMBIENTE, 2017). Essa divisão foi criada pela Lei nº 9.985/2000, que instituiu Sistema Nacional de Unidades de Conservação da Natureza (SNUC). As diferentes classes de unidades de conservação (Floresta Nacional ou Estações Ecológicas, por exemplo) refletem diferentes papéis para a utilização de recursos. Dentro do conjunto de Unidades de Proteção Integral incluem-se as Estações Ecológicas (EE), Reservas Biológicas (REBIO), Parques Nacionais (PN, PE, PNM), Monumentos Naturais (MN) e Refúgios de Vida Silvestres (RVS). Nessas áreas, destinadas à preservação da natureza e da diversidade biológica não são permitidas medidas que alterem suas características nativas, algumas unidades possuem visitação restrita à ações educativas ou de pesquisa, outras podem ser unidades privadas cujo manejo deve estar em

consonância com os objetivos da UC.

As Unidades de Uso sustentável estão divididas entre as Áreas de Proteção Ambiental (APA), Áreas de Relevante Interesse Ecológico (ARIE), Florestas Nacionais (FN, FE), Reservas Extrativistas (RESEX), Reservas de Fauna (REFAU), Reservas de Desenvolvimento Sustentável (RDS) e Reservas Particulares do Patrimônio Natural (RPPN). Essas áreas podem estar em terras públicas ou privadas, onde são permitidas a permanência de populações tradicionais (Florestas Nacionais, por exemplo) e as atividades extrativistas tradicionais, a agricultura de subsistência e a criação de animais de pequeno porte (Reservas Extrativistas). As unidades também visam a garantia da diversidade biológica e assegura a existência de espécies nativas, porém seu viés sustentável permite que a influência humana (inclusive de ocupação) seja maior que dentro das UC de proteção integral.

As terras indígenas fazem parte de uma categoria particular, definida no parágrafo primeiro do artigo 231 da Constituição Federal como sendo "terras tradicionalmente ocupadas pelos índios as por eles habitadas em caráter permanente, as utilizadas para suas atividades produtivas, as imprescindíveis à preservação dos recursos naturais necessários a seu bem estar e as necessárias à sua reprodução física e cultural, segundo seus usos, costumes e tradições" (BRASIL, 1988). São divididas entre: TI - Terra Indígena, reconhecimento dos direitos territoriais indígenas realizado pela Funai; RI - Reserva Indígena, terra indígena reservada à posse indígena; DI - Dominial Indígena, área adquirida pelo índio individualmente ou coletivamente, pelos meios ordinários de aquisição de terra como previsto no Código Civil; e as Ad - Adquirida, áreas adquiridas por instituição pública ou privada mediante acordo com a comunidade indígena (AMBIENTE, 2017).

Uma ocorrência natural importante em Carajás é a "canga", um ecossistema associado a afloramentos rochosos de ferro com vegetação de biomassa reduzida, como ilustram as imagens da Figura 18. De acordo com (SKIRYCZ et al., 2014), este ecossistema é caracterizado por isolamento em planaltos compostos por pedras ferríferas (ou outros metais em alta concentração), que ocorre também no estado de Minas Gerais.



Figura 18 – Exemplos de vegetação de canga em Carajás.(Fonte: Arquivo pessoal.)

A canga ocupa entre 2% e 3% dos clarões de florestas das Montanhas de Carajás e seus arredores são cobertos por densa floresta tropical (SKIRYCZ et al., 2014). As áreas desse tipo não são restritas ao Brasil e sua recuperação representa um grande desafio para o setor de mineração, o grande ameaçador desse ecossistema.

Durante este trabalho, serão analisados cinco municípios diretamente envolvidos com a exploração mineral no estado do Pará. Em particular, há o interesse em observar a dinâmica de mudanças de uso e cobertura da terra de municípios envolvidos no Projeto Carajás: Parauapebas, Canaã dos Carajás, São Félix do Xingu, Ourilândia do Norte e Tucumã.

A Figura 19 apresenta a região a ser estudada destacada em amarelo. Áreas de floresta são retratada em verde claro sob as quais estão sobrepostas, em verde mais escuro e pontilhado, unidades de conservação e terras indígenas (AMBIENTE, 2017).

Os pontos pretos representam áreas de ocorrências minerais nos municípios em questão (NDMP, 2016). Algumas ocorrências retratadas são minas em atividade, nem todas relacionadas ao Projeto Carajás. Estão presentes depósitos de ferro, ouro, bauxita, manganês, níquel, cobre, entre outras ocorrências minerais.

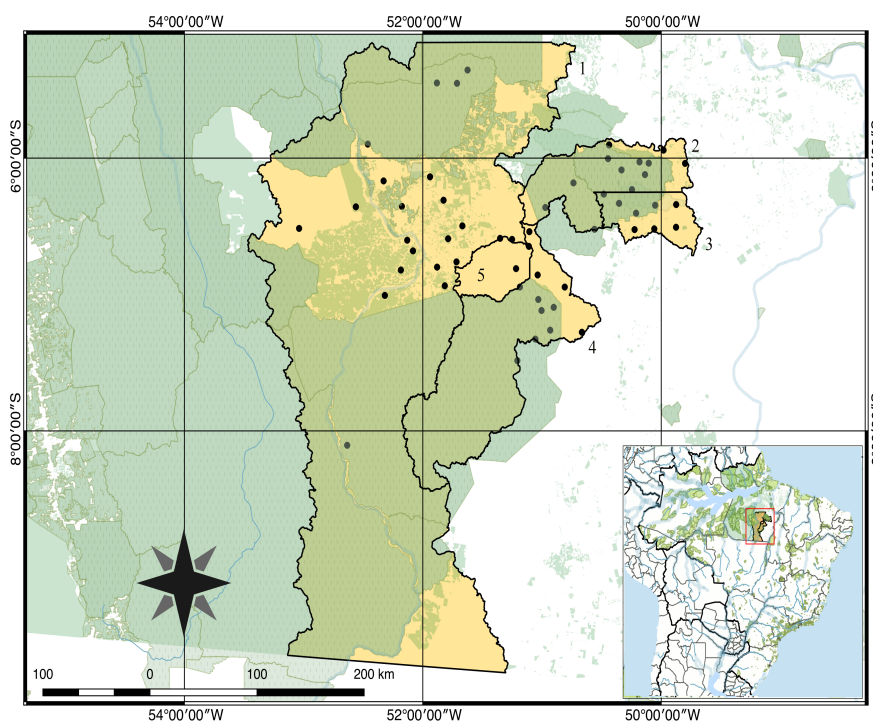


Figura 19 – Municípios escolhidos para a presente análise (em amarelo): 1- São Félix do Xingu, 2- Parauapebas, 3- Canaã dos Carajás, 4- Ourilândia do Norte and 5- Tucumã. Os pontos pretos ilustram as ocorrências minerais de acordo com o Governo Brasileiro (NDMP, 2016). As manchas verdes identificam áreas de floresta, e em verde escuro pontilhado estão áreas de conservação (AMBIENTE, 2017).

A Tabela 3 apresenta algumas informações sobre os cinco municípios estudados, seguindo a numeração presente na Figura 19.

Tabela 3 – Resumo das informações dos municípios estudados. A sequência segue a numeração da Figura 19. A estimativa da população se refere ao ano de 2016.

Ordem	Município	Área (km ²)	População estimada	Densidade demográfica (hab/km ²)
1	São Félix do Xingu	84 213,246	120 5080	1,08
2	Parauapebas	6 886,208	196 259	22,35
3	Canaã dos Carajás	3 146,407	34 853	8,49
4	Ourilândia do Norte	14 410,567	31 359	1,9
5	Tucumã	2 512,594	37 920	13,41

Serão empregadas imagens de média resolução obtidas do sensor Landsat dos anos 1990, 1997, 2001 e 2011, configurando 3 períodos de avaliação. Para cada ano, 11 cenas oriundas do satélite Landsat do sensor TM adquiridas do *website* do serviço geológico americano (USGS) (U.S.G.S., 2017a). O produto TM possui sete bandas, imageando da faixa do visível até o infravermelho, passando pela banda termal. Neste trabalho, excluiu-se a banda do termal, levando ao total de 264 imagens (11 cenas × 6 bandas × 4 anos).

As cenas foram capturadas durante o terceiro trimestre de forma a minimizar a presença de nuvens, embora esta seja uma ocorrência comum ao longo de todo o ano.

Os mosaicos das cenas em 1990 e 2011 estão respectivamente ilustrados na Figura 20(a) e (b) em composição falsa cor.

As composições falsa cor, são imagens coloridas produzidas a partir de três imagens independentes em padrões de cinza. São chamadas de composições falsa cor sempre que contiverem informação espectral fora do intervalo sensível ao olho humano. A Figura 20 foi obtida associando-se 3 bandas de imagem -5, 4 e 3-, a cada uma das três cores básicas: vermelho, verde e azul respectivamente. Nessa composição, a vegetação aparece em tons de verde, corpos d'água em azul escuro, áreas urbanas e terrenos de pastagem em malva clara, pouco distinguíveis entre si.

A exploração mineral nessas áreas ocorre majoritariamente em minas de superfície, onde toda vegetação é suprimida, assim, ocorrências de solo exposto estão principalmente relacionadas a essa exploração. Além disso, áreas de canga possuem comportamento similar às ocorrências de solo exposto visto que a composição do solo nessas regiões é bastante similar. No ano de 1990 há presença de nuvens principalmente ao longo de São Félix do Xingu.

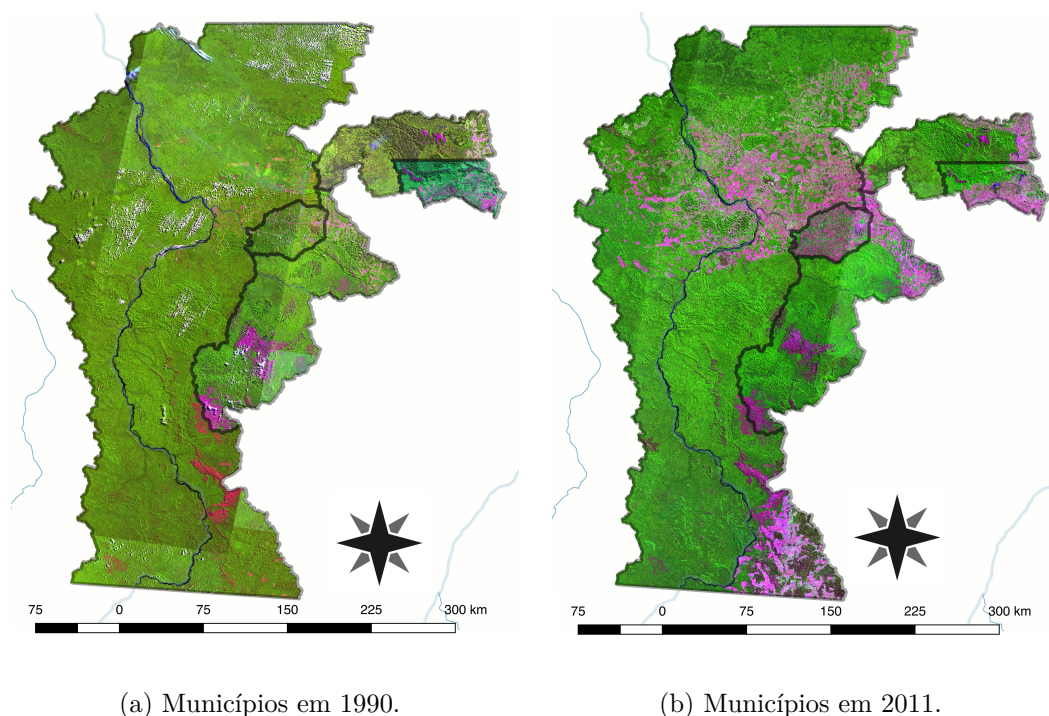


Figura 20 – Mosaicos dos municípios nos anos de 1990 e 2011. A composição em falsa-cor 5-4-3 destaca vegetação em tons de verde, corpos d’água em azul escuro, áreas urbanas e terrenos de pastagem em malva clara, canga e solo exposto em malva escura.

5.2 Rotina de pré-processamento

Dados de reflectância da superfície foram gerados pelo Sistema de Processamento Adaptativo de Perturbação do Ecossistema do Landsat (LEDAPS, sigla em inglês) (SCHMIDT et al., 2013) e as cenas são produtos L1T, ou seja, são produtos radiometricamente calibrados e ortorretificados usando pontos de controle em terra e modelo digital de elevação de terreno. Estes são os produtos de nível mais alto, adequados para análise de séries temporais de nível de pixel (U.S.G.S., 2017b).

O software QGIS (QGIS Development Team, 2017) foi usado para produzir os mosaicos das cenas. Mosaicos de imagens de satélite são representações sinópticas de grandes extensões territoriais e, quando elaborados sobre a totalidade territorial de um estado ou município revelam, de forma fiel, a situação vigente das diversas modalidades de uso e ocupação do solo da área imageada. Portanto, os mosaicos de imagens originados a partir da fusão digital, são ferramentas de extrema utilidade para trabalhos de planejamento, monitoramento e gestão ambiental e territorial.

Uma vez que a área analisada é extensa, escolheu-se separar os mosaicos em termos de municípios usando *shape files* disponibilizados pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Os mosaicos apresentam resolução espacial de 30 metros na projeção

Universal Transverse Mercator (UTM) 22S e *datum World Geodetic System* 1984 (WGS84).

Como parte das imagens contém nuvens, uma máscara foi desenhada para remover *pixels* contaminados seguindo a proposta de (SIRAVENHA et al., 2012). Nessa abordagem, os altos valores de reflectância na banda 1 ($0,45 - 0,52\mu m$) são usados como parâmetro para formar a máscara. Valores dessa banda que excederem a relação $band1(x, y) > 2 \times (\mu_{band1} + \sigma_{banda1})$ (onde μ_{band1} e σ_{banda1} são, respectivamente, a média e o desvio padrão da banda) são definidos como *pixels* contaminados e excluídos da análise.

5.3 Aplicação C2VA

Após a formação dos mapas os dados foram exportados em formato de imagens de alta resolução TIF (Tagged Image File Format - Formato de Arquivo de Imagem com Tags) e processados com a ajuda do software Matlab (MATHWORKS, 2017). Tanto as rotinas para o cálculo dos vetores de mudanças, passando pelos processos de clusterização até o cálculo das métricas de qualidade foram executadas nessa plataforma, principalmente por sua eficiência e robustez.

5.4 Modelo de clusterização *fuzzy c-means*

A técnica C2VA é uma estratégia definida em dois passos, o que requer a aplicação de duas etapas de clusterização: primeiro, para separar o conjunto de pixels que provavelmente não representam mudanças daqueles que sugerem algum tipo de alteração; segundo, para distinguir, dentre os pixels que sugerem alguma modificação, os tipos de mudanças que estão ocorrendo. Baseado em sua performance e eficiência, o método escolhido para operar ambos os estágios foi a clusterização via *fuzzy c-means* (BEZDEC, 1981).

Fuzzy c-means é eficiente na presença de conjunto de dados com sobreposição. Dentre as cenas, pode-se notar, por exemplo, que a resposta dos vetores de mudança para plantações e vegetação pouco densa, bem como para canga e solo exposto, são bastante similares como mostra a Figura 21. A composição do solo nessa região é basicamente a mesma, assim, diferenciá-las pode representar um grande desafio. À esquerda tem-se a região conhecida como N1, uma das maiores regiões de canga em Parauapebas, que futuramente será área de prospecção mineral. Ao lado, tem-se a principal cava da mina Norte do Projeto Carajás.

Também conhecido como *Soft k-means*, é um método não-supervisionado de clusterização em que um dado é agrupado em k clusters, onde cada amostra é associada ao seu cluster com um certo grau de pertinência. Por exemplo, uma amostra terá um alto grau de pertinência a um cluster se essa amostra está próxima do centro desse grupo, quanto mais distante desse centro, menor será o grau de pertencimento dessa amostra à esse cluster.

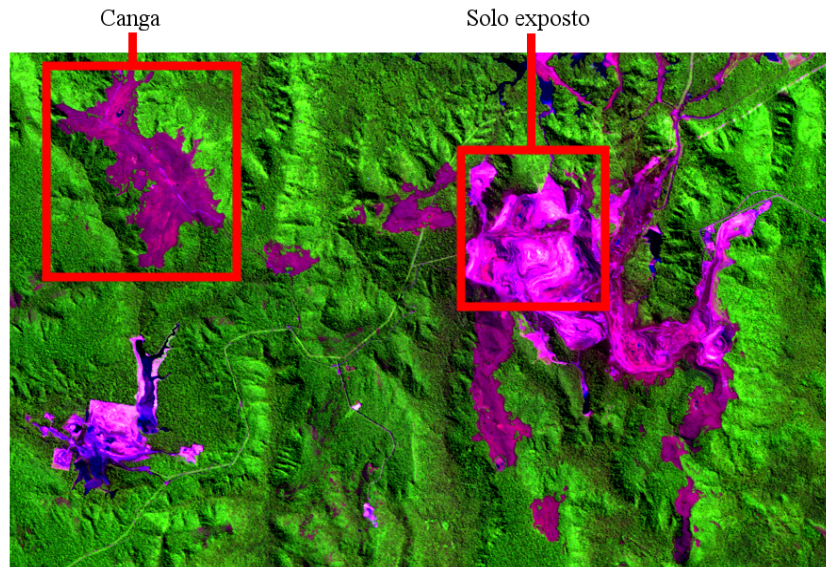


Figura 21 – Comparação de regiões de sobreposição: canga e solo exposto. Ocorrências de solo exposto estão geralmente associadas à solos em processo de mineração. Em destaque tem-se a cava principal da mina localizada em Parauapebas. Ao lado, em destaque, uma região de canga conhecida como N1, uma provável área de exploração de minério de ferro.

O método é iterativo e inicia com a definição de centros de clusters aleatórios. À medida em que amostras vão sendo associadas a esses grupos, os centros são atualizados, processo que se repete até que mudanças significativas nos valores dos centros parem de acontecer. A atualização do centro é baseada na minimização de uma função-objetivo que leva em consideração a distância das amostras para um centro, ponderada pelo grau de pertinência da amostra ao grupo, conforme Equação (5.1). Além da condição de parada baseada na falta de mudanças significativas dos centros, também é comum usar um número máximo de iterações como critério de interrupção do processamento (GHOSH; DUBEY, 2013).

$$J_f = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^f \|x_i - c_j\|^2, 1 \leq f \leq \text{inf} \quad (5.1)$$

onde W é o número de pontos na imagem e N o número de clusters. O parâmetro f controla o grau de sobreposição das amostras, conhecido como expoente de partição de matriz difusa, tem valores maiores que 1. A sobreposição difusa refere-se a como os limites entre os clusters são difusos, ou seja, o número de pontos de dados que têm associação significativa em mais de um cluster; x_i é o i -ésimo ponto na imagem, enquanto c_j é o centro do j -ésimo cluster e μ_{ij} define o grau de pertinência da amostra x_i no j -ésimo cluster. A soma de valores de pertinência de um ponto x_i com relação a todos os clusters é igual a um.

Os centros são definidos como mostra a Equação (5.2), e o grau de pertinência é atualizado conforme Equação (5.3).

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^H \mu_{ij}^f x_i}{\sum_{i=1}^H \mu_{ij}^f} \quad (5.2)$$

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^N \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{f-1}}} \quad (5.3)$$

Nesse trabalho, a definição do número de clusters baseia-se na informação produzida durante o processo de rotulagem manual usado para produzir os mapas de referência.

5.5 Medidas de avaliação

Para avaliar a qualidade dos mapas gerados pela análise C2VA usando o FCM como método de clusterização são tomadas três medidas: raiz quadrada do erro quadrático médio normalizado (NRMSE), similaridade e entropia conjunta. As medidas foram tomadas tendo como referência imagens manualmente etiquetadas por observação visual.

5.5.1 Erro Quadrático Médio Normalizado (RMSE)

Uma medida frequentemente utilizada para medir a diferença entre imagens é a raiz quadrada do erro quadrático médio (RMSE) (PATRA; PRAVEEN, 2010; LATHAUWER; MOOR; VANDEWALLE, 2000). A medida na Equação (5.4) também é chamada residual, e agrega essa informação em uma medida única de potência preditiva.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{C \times R} \sum_i^C \sum_j^R (\mathbf{X}_{ij} - \mathbf{Y}_{ij})^2}, \quad (5.4)$$

onde \mathbf{X} , \mathbf{Y} , C e R são, respectivamente, as imagens de referência e estimada, o número de colunas e linhas das imagens.

A RMSE é uma medida dimensional e, em geral, é desejável promover uma comparação de elementos em unidades diferentes (DARIES; MISHRA, 2014). O RMSE normalizado e uma abordagem possível para tornara a análise adimensional (DARIES; MISHRA, 2014; ARUNPRASATH et al., 2012; SUN; KOH; RODRIGUEZ-MAREK, 2011). A Equação (5.5) reflete a diferença normalizada entre duas imagens, onde quanto menos a diferença melhor terá sido a predição da imagem em um intervalo de $[0, 1]$. Os valores X_{max} e X_{min} são os valores máximo e mínimo da imagem de referência, respectivamente.

$$NRMSE = \frac{RMSE}{X_{max} - X_{min}}, \quad (5.5)$$

5.5.2 Entropia conjunta

A entropia conjunta é a medida de incerteza associada a um conjunto de variáveis. É maior que a entropia individual das imagens e menor ou igual à soma da entropia de ambos os sinais (BOUSSE et al., 2012).

A dispersão no histograma conjunto é minimizado quando duas imagens são próximas, ou seja, quanto menor a incerteza, maior a semelhança entre as imagens. A Equação (5.6) resume essa relação, onde \mathbf{X} e \mathbf{Y} tem a mesma interpretação da Equação (5.4).

$$H(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = - \sum_{\mathbf{X}} \sum_{\mathbf{Y}} p(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) \times \log_2 p(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) \quad (5.6)$$

A entropia conjunta é definida positiva ($H(X, Y) \geq 0$), e quando as imagens são independentes, a incerteza será mais alta, como mostrada na Equação (5.7) (GOSHTASBY, 2012):

$$H(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = - \sum_{\mathbf{X}} p(\mathbf{X}) \times \log_2 p(\mathbf{X}) - \sum_{\mathbf{Y}} p(\mathbf{Y}) \times \log_2 p(\mathbf{Y}) \quad (5.7)$$

5.5.3 Índice de similaridade estruturada (SSIM)

O SSIM é a medida de qualidade baseada na computação da luminância (l), contraste (c) e informação estruturada (s) das imagens. O índice geral ($S(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$) é uma combinação multiplicativa dos três termos de acordo com a Equação (5.8) (WANG et al., 2004).

$$S(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = [l(\mathbf{X}, \mathbf{Y})]^\alpha \times [c(\mathbf{X}, \mathbf{Y})]^\beta \times [s(\mathbf{X}, \mathbf{Y})]^\gamma, \quad (5.8)$$

sendo

$$l(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \frac{2\nu_X\nu_Y + C_1}{\nu_X^2 + \nu_Y^2 + C_1}, \quad (5.9a)$$

$$c(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \frac{2\zeta_X\zeta_Y + C_2}{\zeta_X^2 + \zeta_Y^2 + C_2}, \quad (5.9b)$$

$$s(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \frac{\zeta_{XY} + C_3}{\zeta_X\zeta_Y + C_3}. \quad (5.9c)$$

ν_X , ν_Y , ζ_X , ζ_Y , e ζ_{XY} são as médias, desvios padrão, e covariância cruzada das imagens \mathbf{X} e \mathbf{Y} , respectivamente. α , β e γ controlam a importância relativa de cada uma das três componentes de S . C_1 , C_2 e C_3 são constantes de regularização para as componentes l , c e s , definidos como números reais não negativos.

Essas constantes de regularização evitam a instabilidade para regiões de imagens onde a média local ou desvio padrão é próximo de zero. Pequenos valores (não-zero) devem ser usados para essas constantes e se $C3 = C2/2$ o índice é simplificado para (DARIES; MISHRA, 2014):

$$S(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \frac{(2\nu_X\nu_Y + C_1)(2\zeta_{XY} + C_2)}{(\nu_X^2 + \nu_Y^2 + C_1)(\zeta_X^2 + \zeta_Y^2 + C_2)} \quad (5.10)$$

Valores de similaridade estruturada variam entre $[0,1]$, sendo que o maior valor é alcançado quando as imagens são idênticas.

5.5.4 Matriz de confusão

Em um ambiente de classificação, tipicamente o supervisionado, uma das formas mais amplamente utilizada para avaliar a performance da tarefa é usando as medidas extraídas de uma matriz de confusão (STEHMAN, 1997). Esse tipo de tabela promove a visualização dos dados de forma que cada linha representa as instâncias de uma classe predita, enquanto as colunas representam as instâncias em uma classe realmente observada. Linhas e colunas podem ter seu significado invertido.

Da matriz de confusão derivam-se diversas medidas que podem ser usadas em uma análise de performance: acurácia, taxa de verdadeiros positivos (sensitividade), verdadeiros negativos (especificidade), precisão, taxa de falha, entre outras (POWERS, 2011).

A Tabela 4 apresenta um exemplo de uma matriz de confusão para duas classes (verdadeiro e falso). Nela tem-se os valores de verdadeiro positivo (a), falso positivo (b), falso negativo (c) e verdadeiro negativo (d). Dentro de parênteses tem-se os valores relativos à concordância devido ao acaso, conforme descrito em (COHEN, 1960).

Tabela 4 – Exemplo de matriz de confusão. Os valores [a-d] são as concordâncias observadas, enquanto [e-h] são as concordâncias pelo acaso.

		Observado		Frequência marginal predita	Precisão
		Verdadeiro	Falso		
Predito	Verdadeiro	a(e)	b(f)	$a+b = e+f$	$\frac{a}{a+b}$
	Falso	c(g)	d(h)	$c+d = g+f$	$\frac{d}{c+d}$
Frequência marginal observada		$a+c = e+g$	$b+d = f+h$	$a+b+c+d = e+f+g+h$	
Sensitividade		$\frac{a}{a+c}$	$\frac{d}{b+d}$		

Ilustrativamente, a acurácia é obtida pela equação $\frac{a+d}{a+b+c+d}$, a sensitividade é igual a $\frac{a}{a+c}$ e $\frac{d}{b+d}$ e a precisão da classe Verdadeiro é dada por $\frac{a}{a+b}$.

Uma medida comum para acessar a taxa de concordância entre as classes preditas e observadas é o Kappa de Cohen (COHEN, 1960). Essa medida é mais robusta que a acurácia

pois compara a acurácia total com a acurácia de um sistema randômico (concordância pelo acaso).

Geralmente, $0 \leq \kappa \leq 1$, embora, ocasionalmente, valores negativos possam ocorrer. Havendo perfeita concordância entre o sinal predito e observado $\kappa = 1$; quando $\kappa = 0$, qualquer concordância entre os sinais ocorre devido ao acaso. Não existem graus de discordância entre os sinais, ou seja, não há pesos atribuídos aos sinais.

κ relaciona a proporção de unidades onde a observação e a predição concordam ($p_o = a + d$) e a proporção de unidades para os quais a concordância é dada pelo acaso ($p_c = e + h$). Dessa forma, é obtida a proporção de concordância depois que a concordância pelo acaso é removida (Equação 5.11).

$$\kappa = \frac{p_o - p_c}{1 - p_c}. \quad (5.11)$$

Note que $\kappa = \frac{p_o - p_c}{1 - p_c} \geq \frac{-p_c}{1 - p_c}$, e que não há divisão rigidamente estabelecida sobre o que constitui bons níveis de concordância, porém é comum levar em consideração a seguinte distribuição: 0 sem concordância, 0 – 0, 2 concordância pobre, 0, 2 – 0, 4 razoável, 0, 4 – 0, 6 moderado, 0, 6 – 0, 8 bom e 0, 8 – 1 muito bom (LANDIS; KOCH, 1977).

Quando as frequências marginais (observada e predita) são iguais o máximo valor possível de κ é um. Esse valor pode variar uma vez que os eventos de predição e observação são independentes, dessa forma, a distribuição de unidades entre as categorias pode ser diferente em cada evento, variando os valores das frequências marginais. Essa variação reduz o valor de κ_{max} calculado como na Equação 5.12. Nessa equação, o elemento $max(p_o)$ é obtido dispondo em pares as frequências marginais de cada classe (observadas e preditas) e tomando o menor valor entre elas e somando-as (COHEN, 1960). Da Tabela 4, assumindo que $(a + c) < (a + b)$ e $(b + d) > (c + d)$, $max(p_o) = (a + c) + (c + d)$.

$$\kappa_{max} = \frac{max(p_o) - p_c}{1 - p_c} \quad (5.12)$$

6 Resultados e Discussão

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos pela aplicação da metodologia para a detecção de mudanças para os cinco municípios adjacente localizados dentro do estado do Pará: Canaã dos Carajás, Ourilândia do Norte, Parauapebas, São Félix do Xingu e Tucumã. Como uma estratégia bi-temporal, tanto o CVA quanto o C2VA permitem a observação das mudanças em três perspectivas: de 1990 a 1997, de 1997 a 2000 e de 2000 a 2011. O método CVA será avaliado a partir do resultado de 3 combinações de bandas, que segundo a literatura, são as bandas mais utilizadas para estudos envolvendo vegetação com dados Landsat 5-TM, são elas (BERBEROGLU; AKIN, 2009; HE et al., 2011):

- Banda 3 (0,63 – 0,69 μ m) - Permite bom contraste entre áreas ocupadas com vegetação e outras regiões de solo exposto ou áreas urbanas, por exemplo.
- Banda 4 (0,76 – 0,90 μ m) - Permite o mapeamento de rede de drenagem e delineamento de corpos de água.
- Banda 5 (1,55 – 1,75 μ m) - Permite a avaliação de estresse hídrico das plantas.

Assim, os pares doravante chamados de b3b4, b3b5 e b4b5 referem-se às combinações das três bandas escolhidas para a análise CVA.

Para cada período e para cada método de análise de mudanças, as métricas foram tomadas após a definição, em termos de magnitude, para identificar os grupos de mudanças e não mudanças usando CVA e C2VA. A performance da clusterização da direção de C2VA também é apresentada em medidas extraídas da matriz de confusão, razão Kappa e acurácia total.

As imagens de referência usadas para obter as medidas de qualidade foram geradas manualmente pelo refinamento do resultado da diferença entre as imagens. As classes que compõem a análise são: água (rios, lagoas), solo exposto, área urbana, vegetação e áreas de pastagem. Não havia informação suficiente para caracterizar plantações e assim diferenciá-las de pastagens, portanto, áreas designadas como pastagem podem conter plantações diversas.

6.1 Avaliação do método CVA

As Tabelas 5-7 apresentam os valores de avaliação da clusterização da magnitude de CVA em duas classes: mudança e não mudança. Além dos valores de cada período, são

Tabela 5 – Avaliação da qualidade da identificação de áreas que representam mudanças a partir dos valores de magnitude do par b3b4. A coluna Média±DP representa a média e o desvio padrão dos três períodos.

Município	Métrica	1990-1997	1997-2000	2000-2011	Média±DP
Canaã dos Carajás	NRMSE	0,2738	0,2111	0,2893	0,2581 ± 0,0414
	SSIM	0,7163	0,7998	0,7018	0,7393 ± 0,0529
Ourilândia do Norte	Entropia conjunta	0,4945	0,3284	0,3808	0,4012 ± 0,0849
	NRMSE	0,2157	0,2621	0,3275	0,2684 ± 0,0561
	SSIM	0,7433	0,6803	0,6555	0,6930 ± 0,0453
Parauapebas	Entropia conjunta	0,2417	0,3077	0,3971	0,3155 ± 0,0780
	NRMSE	0,1458	0,1390	0,1841	0,1563 ± 0,0243
	SSIM	0,9166	0,9099	0,8925	0,9063 ± 0,0124
São Félix do Xingu	Entropia conjunta	0,1782	0,1664	0,1898	0,1781 ± 0,0117
	NRMSE	0,3884	0,1717	0,2766	0,2789 ± 0,1084
	SSIM	0,5352	0,8416	0,7526	0,7098 ± 0,1576
Tucumã	Entropia conjunta	0,5077	0,1844	0,3354	0,3425 ± 0,1618
	NRMSE	0,4204	0,3927	0,5096	0,4409 ± 0,0611
	SSIM	0,4624	0,4630	0,3836	0,4363 ± 0,0456
	Entropia conjunta	0,8860	0,7101	0,8388	0,8117 ± 0,0911

apresentados os valores médios de cada métrica e seus respectivos desvios padrão. Em todas as Tabelas o erro médio normalizado esteve abaixo de 0,3, com exceção à estimativa de Tucumã, cujo menor valor foi 0,3927, enquanto o maior atingiu 0,5568, quando usados os pares b3b4 e b4b5, respectivamente, ambos no período 1997-2000.

Tabela 6 – Avaliação da qualidade da identificação de áreas que representam mudanças a partir dos valores de magnitude do par b3b5.

Município	Métrica	1990-1997	1997-2000	2000-2011	Média±DP
Canaã dos Carajás	NRMSE	0.2659	0.2108	0.3030	0.2599 ± 0.0464
	SSIM	0.7527	0.8099	0.7086	0.7571 ± 0.0508
Ourilândia do Norte	Entropia conjunta	0.4852	0.3267	0.4088	0.4069 ± 0.0793
	NRMSE	0.1490	0.1295	0.2037	0.1607 ± 0.0384
	SSIM	0.9078	0.9032	0.8000	0.8703 ± 0.0609
Parauapebas	Entropia conjunta	0.1597	0.1369	0.2241	0.1736 ± 0.0452
	NRMSE	0.1303	0.1375	0.1854	0.1510 ± 0.0300
	SSIM	0.9309	0.9225	0.8999	0.9178 ± 0.0160
São Félix do Xingu	Entropia conjunta	0.1673	0.1698	0.1964	0.1778 ± 0.0161
	NRMSE	0.2170	0.1492	0.2615	0.2092 ± 0.0565
	SSIM	0.8228	0.8964	0.8470	0.8554 ± 0.0375
Tucumã	Entropia conjunta	0.2676	0.1725	0.3078	0.2493 ± 0.0695
	NRMSE	0.3951	0.4169	0.4936	0.4352 ± 0.0517
	SSIM	0.5290	0.4730	0.4161	0.4727 ± 0.0565
	Entropia conjunta	0.8565	0.7533	0.8225	0.8108 ± 0.0526

De forma coerente, os valores de similaridade (SSIM) para Tucumã foram os menores, abaixo de 0,5. Lembrando que o intervalo de NRMSE é [0,1] e que quanto maior

o valor de SSIM mais parecidas são as imagens comparadas. Os valores de SSIM estiveram acima de 0.69 o que indica um bom desempenho na estimativa das áreas de mudança nas imagens, independente do par CVA usado.

Uma vez que o maior valor possível de entropia conjunta é atingido quando as imagens são completamente independente e observando os valores das Tabelas, pode-se confirmar o indicativo que as imagens clusterizadas estão próximas o bastante das imagens referência, e portanto, que as porções de mudanças foram suficientemente identificadas.

Tabela 7 – Avaliação da qualidade da identificação de áreas que representam mudanças a partir dos valores de magnitude do par b4b5.

Município	Métrica	1990-1997	1997-2000	2000-2011	Média±DP
Canaã dos Carajás	NRMSE	0.2729	0.2197	0.3117	0.2681 ± 0.0462
	SSIM	0.7149	0.7909	0.6802	0.7287 ± 0.0566
Ourilândia do Norte	Entropia conjunta	0.5082	0.3433	0.4265	0.4260 ± 0.0825
	NRMSE	0.2199	0.2764	0.3298	0.2754 ± 0.0549
	SSIM	0.7382	0.6817	0.6549	0.6916 ± 0.0425
Parauapebas	Entropia conjunta	0.2479	0.3299	0.4030	0.3269 ± 0.0776
	NRMSE	0.1408	0.1446	0.1920	0.1592 ± 0.0285
	SSIM	0.9175	0.9073	0.8890	0.9046 ± 0.0144
São Félix do Xingu	Entropia conjunta	0.1831	0.1798	0.2075	0.1901 ± 0.0151
	NRMSE	0.3800	0.1606	0.2942	0.2783 ± 0.1106
	SSIM	0.5333	0.8675	0.7513	0.7174 ± 0.1696
Tucumã	Entropia conjunta	0.4984	0.1805	0.3640	0.3476 ± 0.1596
	NRMSE	0.4397	0.4197	0.5568	0.4720 ± 0.0741
	SSIM	0.4676	0.4619	0.3745	0.4347 ± 0.0522
	Entropia conjunta	0.9127	0.7614	0.9115	0.8619 ± 0.0870

Em particular, Tucumã, representa um desafio para a identificação de mudanças, pois observa-se que a mudanças por vezes são visíveis, mas que espectralmente não se distanciam o suficiente de variações que não representam mudanças, como pequenas variações de iluminação.

Parauapebas apresentou o melhor desempenho, independentemente dos pares usados, com SSIM acima de 0,9, NRMSE abaixo de 0,16 e entropia conjunta menor que 0,2. Ourilândia do Norte, São Félix do Xingu e Canaã dos Carajás apresentaram resultados muito bons, com valores de similaridade acima de 0,7, por exemplo.

São Félix do Xingu foi o município com maiores valores de desvio à média. O primeiro período apresentou pior desempenho, inclusive com valores de NRMSE próximos de 0,4 e SSIM abaixo de 0,6. Muitas das mudanças durante o segundo período de análise referem-se à expansão das áreas urbanas sobre áreas de pastagem, que em geral possuem baixos valores de magnitude em relação à outras classes, como a substituição de vegetação por pastagem.

Para gerar os valores das Tabelas 8-10, foram selecionadas as porções marcadas como mudança e usadas como entrada para o FCM. A quantidade de clusters escolhida variou de acordo com as informações dos mapas de referência e variaram entre 2 e 5 classes.

Tabela 8 – Avaliação da qualidade da clusterização dos valores de direção que representam mudanças do par b3b4.

Município	Métrica	1990-1997	1997-2000	2000-2011	Média±DP
Canaã dos Carajás	NRMSE	0,2737	0,2114	0,1348	0,2066 ±0,0696
	SSIM	0,6845	0,7990	0,6923	0,7253 ±0,0640
Ourilândia do Norte	Entropia conjunta	0,5329	0,3055	0,3518	0,3967 ±0,1202
	NRMSE	0,1345	0,1689	0,0990	0,1341 ± 0,0349
	SSIM	0,8681	0,6426	0,6535	0,7214 ± 0,1271
Parauapebas	Entropia conjunta	0,1226	0,4181	0,2265	0,2557 ± 0,1499
	NRMSE	0,0781	0,0746	0,1271	0,0933 ± 0,0293
	SSIM	0,9079	0,8975	0,8868	0,8974±0,0106
São Félix do Xingu	Entropia conjunta	0,2121	0,1837	0,2167	0,2042±0,0179
	NRMSE	0,2198	0,0975	0,1524	0,156 ± 0,0612
	SSIM	0,5630	0,8611	0,7966	0,7403 ± 0,1568
Tucumã	Entropia conjunta	0,5009	0,1932	0,3922	0,3621 ± 0,1561
	NRMSE	0,1743	0,2358	0,2898	0,2333 ± 0,0578
	SSIM	0,5135	0,4291	0,4199	0,4542 ± 0,0516
	Entropia conjunta	0,6983	0,7870	0,6052	0,6968 ± 0,0909

Ao longo das Tabelas os valores de NRMSE variaram em torno de 0,2 com desvio padrão menor que um. Os valores de SSIM foram maiores que 0,7 e a entropia menor que 0,25. Os resultados indicam que a identificação dos clusters foi bastante semelhante às imagens referência, principalmente para o município de Parauapebas que atingiu os valores máximos de similaridade e mínimos de erro normalizado. O par b3b5 obteve o melhor desempenho entre os outros pares, para esse município.

De uma maneira geral, esse par, b3b5, obteve o melhor desempenho, e assim como observado na primeira parte desta análise e como era possível suspeitar, o município de Tucumã obteve os piores índices de avaliação, principalmente no terceiro período da análise. Apesar do erro baixo, os valores de similaridade e entropia mostram que as imagens comparadas não eram espacialmente próximas, ou seja, a disposição dos *pixels* ao longo das imagens não era parecida.

Os resultados apresentados até então indicam uma boa performance qualitativa dos experimentos, em particular, usando as bandas 3 e 5. Porém, quando observados os resultados das clusterizações de direção, por diversas vezes o algoritmo FCM não foi capaz de identificar a quantidade de classes definida pela observação da imagem de referência. Assim, apesar dos valores indicarem uma performance satisfatória, na prática não houve correspondência ideal entre os dados.

Tabela 9 – Avaliação da qualidade da clusterização dos valores de direção que representam mudanças do par b3b5.

Município	Métrica	1990-1997	1997-2000	2000-2011	Média±DP
Canaã dos Carajás	NRMSE	0,2637	0,2111	0,1496	0,2081 ± 0,0571
	SSIM	0,7275	0,7861	0,7059	0,7398 ± 0,0415
Ourilândia do Norte	Entropia conjunta	0,5502	0,3359	0,3995	0,4285 ± 0,1101
	NRMSE	0,1480	0,2331	0,2183	0,1998 ± 0,0455
	SSIM	0,8934	0,6409	0,6401	0,7248 ± 0,1460
Parauapebas	Entropia conjunta	0,1695	0,5836	0,4583	0,4038 ± 0,2124
	NRMSE	0,0705	0,0808	0,1063	0,0859 ± 0,0184
	SSIM	0,9236	0,9399	0,8964	0,9200 ± 0,0220
São Félix do Xingu	Entropia conjunta	0,1905	0,1076	0,2128	0,1703 ± 0,0554
	NRMSE	0,1298	0,0783	0,1361	0,1147 ± 0,0317
	SSIM	0,8283	0,8874	0,8364	0,8507 ± 0,0320
Tucumã	Entropia conjunta	0,2717	0,1829	0,3826	0,3621 ± 0,1561
	NRMSE	0,1351	0,2045	0,3220	0,2205 ± 0,0945
	SSIM	0,5047	0,4621	0,3746	0,4471 ± 0,0663
	Entropia conjunta	0,8962	0,6720	0,6877	0,7520 ± 0,1251

Ilustrativamente, foram encontrados clusters aquém da referência nos casos:

- Canaã dos Carajás:
 - 1990-1997: pares b3b4 e b4b5
 - 1997-2000: pares b3b5 e b4b5
- Ourilândia do Norte:

Tabela 10 – Avaliação da qualidade da clusterização dos valores de direção que representam mudanças do par b4b5.

Município	Métrica	1990-1997	1997-2000	2000-2011	Média±DP
Canaã dos Carajás	NRMSE	0,2732	0,2200	0,1490	0,2141 ± 0,0623
	SSIM	0,6828	0,7641	0,6696	0,7055 ± 0,0512
Ourilândia do Norte	Entropia conjunta	0,5472	0,3526	0,3952	0,4317 ± 0,1023
	NRMSE	0,1098	0,1327	0,0954	0,1126 ± 0,0188
	SSIM	0,8983	0,6428	0,6450	0,7287 ± 0,1469
Parauapebas	Entropia conjunta	0,0872	0,3569	0,2119	0,2187 ± 0,1350
	NRMSE	0,0643	0,0952	0,1314	0,0970 ± 0,0336
	SSIM	0,9094	0,8905	0,8831	0,8944 ± 0,0136
São Félix do Xingu	Entropia conjunta	0,1970	0,2232	0,2376	0,2193 ± 0,0206
	NRMSE	0,3379	0,1221	0,1775	0,2125 ± 0,1121
	SSIM	0,5018	0,8404	0,7173	0,6865 ± 0,1714
Tucumã	Entropia conjunta	0,6229	0,2248	0,5058	0,4511 ± 0,2046
	NRMSE	0,1677	0,1995	0,2360	0,2010 ± 0,0342
	SSIM	0,5695	0,4627	0,4876	0,5066 ± 0,0559
	Entropia conjunta	0,5277	0,6521	0,3893	0,5231 ± 0,1315

- 1997-2000: par b4b5
- 2000-2011: pares b3b4 e b4b5
- Parauapebas:
 - 1990-1997: par b4b5
 - 1997-2000: pares b3b4 e b3b5
- Tucumã:
 - 1990-1997: todos os pares
 - 2000-2011: pares b3b4 e b4b5

6.2 Avaliação do método C2VA

A Tabela 11 apresenta a avaliação do desempenho do FCM em diferenciar porções de magnitude que representam mudanças daquelas que não indicam alterações no período. Ela mostra que, em geral, os valores de NRMSE variam ao redor de 0,25, sendo a pior estimativa de áreas com mudanças quando o município de Tucumã foi analisado ($0,478 \pm 0,04$). Por outro lado, a melhor estimativa aconteceu em Parauapebas, onde em média o NRMSE = 0,148 com desvio padrão de 0,01.

Tabela 11 – Avaliação de qualidade após análise de magnitude para detecção de *pixels* com mudanças. A coluna Média \pm DP refere-se aos valores médios da métricas acompanhadas de seus respectivos valores de desvio padrão.

Município	Métrica	1990-1997	1997-2000	2000-2011	Média \pm DP
Canãa	NRMSE	0,272	0,219	0,258	0,248 \pm 0,02
	SSIM	0,714	0,790	0,702	0,735 \pm 0,05
Carajás	Entropia conjunta	0,733	0,495	0,543	0,590 \pm 0,13
Ourilândia	NRMSE	0,137	0,212	0,218	0,189 \pm 0,05
	SSIM	0,914	0,747	0,758	0,806 \pm 0,09
Norte	Entropia conjunta	0,209	0,350	0,332	0,29 \pm 0,08
	NRMSE	0,141	0,145	0,160	0,148 \pm 0,01
Parauapebas	SSIM	0,917	0,907	0,895	0,906 \pm 0,01
	Entropia conjunta	0,264	0,260	0,282	0,268 \pm 0,01
São	NRMSE	0,248	0,160	0,165	0,191 \pm 0,05
	SSIM	0,755	0,875	0,877	0,835 \pm 0,07
do Xingu	Entropia conjunta	0,442	0,269	0,360	0,357 \pm 0,08
	NRMSE	0,443	0,467	0,526	0,478 \pm 0,04
Tucumã	SSIM	0,470	0,434	0,390	0,432 \pm 0,04
	Entropia conjunta	0,912	0,823	0,8675	0,869 \pm 0,04

O índice SSIM é consonante com o NRMSE, e aponta para uma similaridade média de $0,76 \pm 0,15$, recordando que o valor máximo que a similaridade pode alcançar é um, se

as imagens forem idênticas. O valor máximo alcançado para essa medida foi de 0,917 no período 1990-1997 para o município de Parauapebas, seguido pelo valor de 0,914, para o mesmo período, no município de Ourilândia do Norte.

A dificuldade em separar mudanças em Tucumã também reflete sobre os valores de entropia conjunta, cuja média foi de $0,86 \pm 0,04$. Altos valores de entropia conjunta reflete a independência entre as imagens. Tomando a Equação (5.7) como referência, os valores máximos de Entropia conjunta (considerando as imagens totalmente independentes) para o município em questão seriam de 1,5, 1,3 e 1,3, mas mesma ordem de períodos analisados. Para os outros períodos, os valores máximos de Entropia conjunta seguem a mesma tendência do município de Tucumã.

Em média, as medidas de qualidade dos municípios alcançaram bons valores dentro de suas definições. Em comparação visual, observa-se que a quantidade de *pixels* preditos como mudança foi menor que a quantidade observada. A magnitude da mudança da classe pastagem para urbana é mais baixa em relação às mudanças de vegetação (que em geral é densa) para solo exposto ou mesmo para pastagem. O que se observa em Tucumã é que adicionado aos erros intrínsecos do processo de clusterização, a presença de nuvens contribuiu para seu baixo desempenho. Apesar de bastante eficiente, a identificação de nuvens usada também contém erros, em especial, na região da borda da nuvem, que por sua característica natural apresenta uma região de transição que pode atrapalhar o processo de detecção de mudanças. O mesmo acontece em regiões com sombras de nuvens. São Félix do Xingu também sofre com a incidência de nuvens, principalmente no primeiro período de análise, porém as ocorrências são pontuais e de mais fácil delineamento.

Seguindo o mesmo procedimento de avaliação quantitativa apresentado, a Tabela 12 mostra os valores de NRMSE, SSIM e Entropia conjunta obtidos após a clusterização e atribuição de classes das regiões da imagem que continham mudanças.

A dificuldade em diferenciar áreas urbanas de pastagens fica mais clara nessa parte análise. Os centros urbanos desses municípios são constituídos, muitas vezes de ruas não pavimentadas, estão associados à eles, ocupações desordenadas, onde as políticas públicas de infraestrutura não são completamente consolidadas. Além disso, a proximidade dos centros urbanos das áreas rurais também contribui para o depósito de partículas de poeira nessas áreas.

Não surpreendentemente, as medidas do município de Tucumã foram as piores, tendo os valores máximos de Entropias conjunta iguais à 1,8732, 1,3182 e 1,4802, na ordem apresentada. A avaliação de similaridade de Parauapebas alcançou média de 0,9 e o mais baixo valor de desvio padrão (0,01). Os testes indicam a substituição de vegetação por pasto fora das áreas de proteção e a principal ocorrência dentro das áreas conservadas vem justamente da região minerada. Nela, a substituição da vegetação é feita em maior velocidade em direção ao solo exposto, típico de minas de superfície.

Tabela 12 – Avaliação da qualidade da clusterização dos valores de direção que representam mudanças.

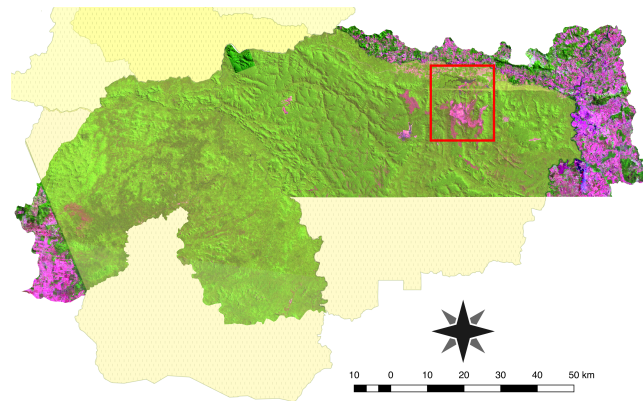
Município	Métrica	1990-1997	1997-2000	2000-2011	Média±DP
Canaã dos Carajás	NRMSE	0,263	0,195	0,178	0,212±0,05
	SSIM	0,712	0,790	0,673	0,725±0,06
Ourilândia do Norte	Entropia conjunta	0,820	0,525	0,640	0,661±0,15
	NRMSE	0,123	0,132	0,123	0,126±0,005
	SSIM	0,906	0,730	0,743	0,793±0,1
Parauapebas	Entropia conjunta	0,219	0,402	0,353	0,324±0,09
	NRMSE	0,089	0,086	0,129	0,101±0,02
	SSIM	0,920	0,895	0,886	0,9±0,01
São Félix do Xingu	Entropia conjunta	0,296	0,296	0,315	0,302±0,01
	NRMSE	0,189	0,095	0,106	0,13±0,05
	SSIM	0,748	0,854	0,858	0,82±0,06
Tucumã	Entropia conjunta	0,496	0,318	0,447	0,42±0,09
	NRMSE	0,221	0,220	0,415	0,28±0,11
	SSIM	0,433	0,414	0,383	0,41±0,02
	Entropia conjunta	1.164	0,867	0,978	1.00±0,15

A Figura 22 destaca justamente o crescimento da cava principal em Parauapebas. A Figura 22(a) mostra o município em 2011, e tem a localização da cava principal destacada pelo retângulo vermelho. Em detalhe, as figuras 22(b) e (c) apresentam o alargamento da cava aberta em malva, representando a direta substituição da vegetação por solo exposto detectada ao longo do período de análise. Em verde estão regiões sem cobertura vegetal ocorrida em período anterior ao da análise. Enquanto a Figura 22(b) foi obtida pela combinação das imagens de referência, a Figura 22(c) mostra a região após a classificação dos três períodos.

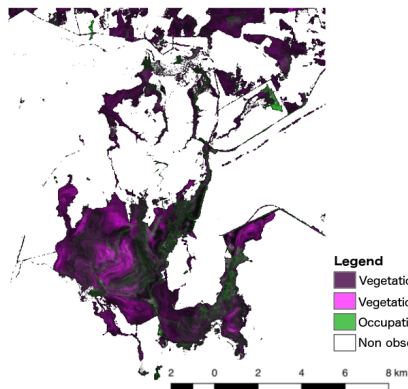
A Tabela 13 apresenta as razões entre κ e κ_{max} medido nos três períodos. Também apresenta a acurácia total das imagens após a identificação das classes. As medidas de Kappa mostram uma taxa de acurácia, em média, maior que 0,76, o que indica uma boa performance. Quando observados a razão entre κ e κ_{max} vê-se que a pior relação foi obtida para São São Félix do Xingu, onde as frequências marginais variaram em torno de 0,38. Isso indica que apesar das regiões de mudança terem sido bem definidas, o agrupamento das classes não obteve boa performance. Lembrando que as frequências marginais fazem alusão à distribuição de unidades (*pixels*) entre as classes.

Quanto à Tucumã, cujas razões Kappa indicam desempenho melhor que Parauapebas, Canaã dos Carajás e São Félix do Xingu, apresentou valor máximo de Kappa em torno de 0,54, menor apenas que em Ourilândia do Norte (0,41). Entre os três municípios, a média de κ_{max} é igual a 0,73.

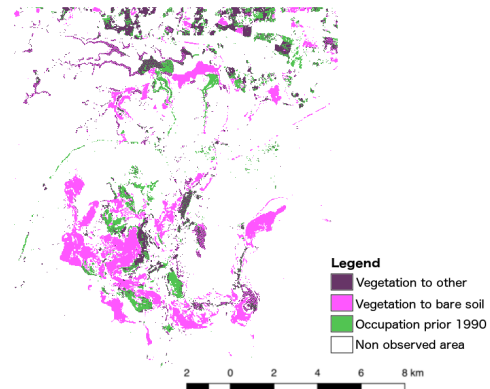
Parauapebas, apresentou as maiores frequências marginais e, portanto, maiores κ_{max} (0,799, 0,809 e 0,814). Além disso, dentre o que foi distribuído corretamente de acordo



(a) Parauapebas em 2011 em composição falsa-cor 5-4-3. A área da cava principal está destacada em vermelho e em amarelo vê-se as áreas de proteção ambiental que cortam o município.



(b) Mudanças na região usadas como referência.



(c) Mudanças na região após a classificação.

Figura 22 – Desempenho na detecção de solo exposto na área principal de mineração de Parauapebas. A composição em falsa-cor destaca em malva o alargamento da mina, o que significa a presença de solo exposto. Em verde, existem diferentes classes de cobertura resultantes de atividades humanas antes de 1990.

com a referência, foi quem obteve melhores taxas de acurácia.

Dessa forma, percebe-se que as técnicas utilizadas durante esta tese mostram-se eficientes para a detecção e análise de mudanças no uso e cobertura da terra. Deste estudo, mostraram-se mais desafiadores, tanto pela complexidade do ambiente quanto pelas dimensões, os municípios de São Félix do Xingu e Ourilândia do Norte.

A etapa de classificação, principalmente do município de São Félix do Xingu, foi o processo de maior demanda computacional, ainda assim, entende-se que a abordagem proposta pode ser aplicada em larga escala, para a análise de grandes regiões sem a necessidade de computadores de alto desempenho.

Tabela 13 – Avaliação da qualidade após a definição de classes usando o Kappa de Cohen e a Acurácia total.

Município	Métrica	1990-1997	1997-2000	2000-2011
Canaã dos Carajás	κ/κ_{max}	0,4579	0,5118	0,4093
	Acurácia	0,9052	0,9460	0,9257
Ourilândia do Norte	κ/κ_{max}	0,6040	0,5688	0,6996
	Acurácia	0,9802	0,9559	0,9592
Parauapebas	κ/κ_{max}	0,4556	0,4487	0,3194
	Acurácia	0,9729	0,9739	0,9686
São Félix do Xingu	κ/κ_{max}	0,3565	0,3440	0,4510
	Acurácia	0,9335	0,9720	0,9566
Tucumã	κ/κ_{max}	0,5737	0,4575	0,4619
	Acurácia	0,7673	0,8111	0,7633

6.3 Análise de mudanças em unidades de conservação

Do ponto de vista da conservação ambiental, as UC são altamente importantes na preservação da floresta Amazônica em torno dos locais de mineração.

Para garantir a conservação da fauna e da flora afetada por projetos de mineração, o governo brasileiro impõe a chamada contrapartida ambiental em empresas de mineração. Contrapartidas semelhantes também são impostas a outros projetos que têm um alto impacto ambiental, como por exemplo, hidrelétricas.

A Flona Carajás, criada em 1998, é regida por práticas sustentáveis de manejo de suas terras, permitindo a exploração mineral em troca da manutenção do ecossistema e da vida nativa. A empresa Vale é responsável por assegurar a conservação do Flona Carajás e outras áreas da vegetação nativa no estado do Pará, e também é responsável pela recuperação de áreas degradadas que não são mais exploradas.

São Félix do Xingu tem oito UC em seu território, seis territórios indígenas e dois sítios ecológicos. O território indígena é governado por práticas sustentáveis de manejo de terras, onde a exploração de recursos minerais ou hidrológicos por população não indígena é permitido mediante acordo com a população nativa. O sítio ecológico é governado por regras de controle severas, permitindo apenas realização de pesquisas científicas.

Um desses territórios indígenas, da tribo Kayapó, está localizada em parte de São Félix do Xingu e representa 84,45% de área protegida em Ourilândia do Norte. A Tabela 14 resume a porcentagem de mudanças dentro e fora das unidades. A porcentagem de ocupação do território refere-se a unidades em vigor em cada época, cujas datas de criação variam de 1984 a 2007. A maioria deles foi criada antes de 1998.

As porcentagens de mudanças fora das áreas protegidas são maiores que 10%, atingindo 40% da área não protegida de Ourilândia do Norte. As porcentagens mencionadas referem-se à quantidade de *pixels* classificados pelo FCM, sem levar em consideração o

Tabela 14 – Comparação das taxas de mudanças dentro e fora de unidades de conservação. A porcentagem de cobertura de UC refere-se à porcentagem atual do território sob algum tipo de proteção do Estado.

Município	UC (%)	Período	Mudanças dentro das UC(%)	Mudanças fora das UC(%)
Canaã dos Carajás	38.24	1990-1997	0,50	18.52
		1997-2000	0,39	13.75
		2000-2011	0,74	17.56
Ourilândia do Norte	84.45	1990-1997	3.23	21.89
		1997-2000	7.90	39.22
		2000-2011	6.92	40,76
Parauapebas	80,55	1990-1997	0,67	17.73
		1997-2000	0,61	19.82
		2000-2011	0,81	18.50
São Félix do Xingu	62.07	1990-1997	7.93	17.45
		1997-2000	0,70	9.92
		2000-2011	0,75	15.04
Tucumã	0	1990-1997	-	18.96
		1997-2000	-	13.29
		2000-2011	-	15.69

tipo de alteração. Dentro de regiões protegidas, independentemente das regras de manejo de terras, a porcentagem de mudança foi consideravelmente baixa. A exceção foi para Ourilândia do Norte e para o primeiro período de São Félix do Xingu.

A maior área protegida que atravessa São Félix do Xingu é o território indígena Kayapó, que foi criado em 1989, as outras sete unidades foram criadas em 1994 (território indígena de Menkragnoti), 1997 (território indígena Araweté Igarapé Ipixuna), 1998 (Território indígena Trincheira Bacajá), 2004 (território indígena de Badjonkoré), 2005 (reservatórios ecológicos da Terra do Meio e Serra do Pardo) e 2007 (território indígena Apyterewa). Esta distribuição de tempo ajuda a explicar a alta taxa de mudanças até 1997.

Ourilândia do Norte sofre constantemente com a presença de minas ilegais em terras protegidas. Sua geografia, densidade florestal e a falta de políticas públicas prejudicam o controle das ocupações ilegais.

Bem como para São Félix do Xingu e Ourilândia do Norte, que compartilham o território dos Kayapó, Parauapebas e Canaã dos Carajás compartilham o território da Flona Carajás. Parauapebas também é ocupada pelo território indígena da população Xirin e pela área ambiental protegida de Igarapé Gelado, criada em 1989 e 1994, respectivamente. Canaã dos Carajás também possui uma área municipal protegida criada em 2011 como compensação pela operação de minas do Sossego; É a menor área protegida entre todos os citados (8,37km²).

Segundo estatísticas oficiais, de 1997 a 2011, a Flona Carajás perdeu 1,7% de sua vegetação, e de acordo com a estimativa atual, esta porcentagem é 2,49%. Considerando que as instalações da Vale dentro da Flona Carajás ocupavam, em 2016, 3% do território (não há estatística disponível sobre a ocupação do território em 2011). A diferença de cinco anos e 0,5% na estimativa é altamente viável, principalmente supondo que novos sites de recuperação vegetativa devem acompanhar o início da exploração de novos sites.

7 Conclusão

O monitoramento ambiental é favorecido pelos dados de sensoriamento remoto e são diversos os estudos que corroboram isso. A escolha do método empregado em um estudo depende dos objetivos a serem alcançados e a disponibilidade de bancos de imagens gratuitos permitem análises sob diversas perspectivas.

Esta tese apresentou a avaliação do uso da técnica de análise de vetores de mudanças comprimido na detecção e análise de mudanças em cinco municípios diretamente alcançados pelo Projeto Grande Carajás, ativo desde 1970. Os dados de magnitude e direção resultante do C2VA foram clusterizados em duas etapas pelo método semi-supervisionado *fuzzy c-means*, de forma que pudesse ser identificada dinâmica de ocupação humana nessa região.

Essa abordagem mostrou-se eficiente, mesmo no processamento de imagens de grandes dimensões como as que representam o município de São Félix do Xingu (17039 x 10139 pixels). Todo o processo pode ser feito sem a necessidade de uma máquina com requisitos especiais ou de grande desempenho. Outras abordagens de clusterização foram testadas, inclusive abordagens não supervisionadas, tendo o modelo *fuzzy* apresentado a melhor relação entre os requisitos computacionais e a precisão na identificação e aglutinação das regiões de mudanças.

Pela combinação desses métodos foi possível observar a expansão de pastagens sobre a vegetação nativa. Também, a presença de porções de solo exposto foram satisfatoriamente notadas nas regiões de mina, e esporadicamente ao longo de toda a área. Foi observado a expansão das manchas urbanas, principalmente em áreas antes identificadas como pastagem. Dada as características intrínsecas dessas ocupações, houve dificuldade em diferenciar essas ocorrências. Esses núcleos urbanos, diferentemente de grandes centros, muitas vezes não possuem ruas pavimentadas e a proximidade com áreas rurais aumenta a presença de terra e poeira nas cidades.

Uma vez que não havia informação suficiente para caracterizar regiões de culturas e diferenciá-las de terrenos de pastagem, essas classes acabaram sendo aglutinadas. Assim, faz-se necessário o levantamento de informações que permitam a diferenciação dessas classes para que a performance da análise seja melhorada.

A avaliação baseada na matriz de confusão mostrou uma boa eficácia desta proposta. A razão kappa foi moderada, com ênfase no desempenho da análise de Ourilândia do Norte.

Sob a perspectiva ambiental, é notória a importância das UC na proteção do ecossistema nativo. As mudanças observadas fora das UC são, pelo menos, 15% maiores

que a quantidade de mudanças dentro das regiões protegidas. A ocupação de Ourilândia do Norte é mais intensa do que a sua vizinhança, mais do que Tucumã, que não tem nenhuma área protegida.

Embora São Félix do Xingu e Ourilândia do Norte estejam historicamente relacionados (o último foi emancipado do primeiro), Ourilândia do Norte é geográfica e economicamente mais relacionada a Tucumã, e ambos constituem a única conurbação do sudoeste do Pará. A intensa ocupação de Ourilândia do Norte (e conseqüentemente de Tucumã) é promovida por projetos de mineração (incluindo o de Carajás). Esta região é um site conhecido por seus grandes depósitos de ouro; além disso, a economia desta aglomeração é amplamente dependente da agricultura, pecuária e intensa exploração madeireira.

Em Tucumã, particularmente, a atividade de mineração de ouro durante os primeiros anos de emancipação (1988) esgotou as reservas, e até o final dos anos 90, não havia registros de atividades de mineração no município. Atualmente, novos depósitos minerais foram encontrados e estão em exploração ativa.

A presença de UC, independentemente do nível de proteção, garantiu a conservação da cobertura natural da terra. Embora as políticas brasileiras de conservação ambiental nem sempre sejam acompanhadas por vigilância intensa, a parceria entre departamentos públicos e empresas privadas, como a Vale, está mantendo as taxas de desmatamento baixas. Além disso, a iniciativa para o reflorestamento de áreas degradadas e pesquisas que buscam otimizar esse processo tem sido bastante importante para o meio ambiente local (LIMA et al., 2016; FÁVERO; L.; MENDONCA, 2008; LEINFELDER; IRAMINA; ESTON, 2015; GRIS; TEMPONI; MARCON, 2012).

Desde 1997 (o primeiro ano da estatística oficial do PRODES) até 2011, a Flona Carajas perdeu 1,7% de sua vegetação. Em comparação, no mesmo período, o município de Canaa dos Carajas perdeu mais de 50% e Parauapebas, 18,73%. Considerando a quantidade de desmatamento medida em 2001, 2007 e 2011, a taxa média de desmatamento em Parauapebas, Canaã dos Carajás e Flona Carajás durante esse período foi de 0,25%, 0,18% e 0,01%, respectivamente.

7.1 Publicações relacionadas

Artigos completos aceito para publicação em periódico

- Siravenha, Ana; Pelaes, Evaldo. Analysing environmental changes in the neighbourhood of mines using compressed change vector analysis: Study case Carajas mountains, Brazil. *International Journal of Remote Sensing*, 2017 (B1)

Artigos completos publicados em periódicos

- Filho, Reginaldo ; Siravenha, Ana ; Resende, Damares de ; Souza, Danilo ; Pelaes, Evaldo . A Graphical Open Source Tool for Preprocessing Satellites Images. *International Journal of Information and Education Technology*, v. 4, p. 436-440, 2014. (B5)
- Sousa, Danilo ; Siravenha, Ana ; Resende, Damares de ; Filho, Reginaldo ; Pelaes, Evaldo . Using Concepts of CSCW to Validate Requirements Elicited for a Brazilian Geographic Information System. *International Journal of Information and Education Technology*, v. 4, p. 399-404, 2014. (B5)

Capítulo de livro publicado

- Siravenha, Ana Carolina ; Sousa, Danilo ; Pelaes, Evaldo . The Development of a Hybrid Solution to Replacement of Clouds and Shadows in Remote Sensing Images. *Lecture Notes in Computational Vision and Biomechanics*. 1ed.: Springer International Publishing, 2014, v. , p. 269-283.

Trabalhos completos publicados em anais de congressos

- Siravenha, A C Q ; Pelaes, E. G. ; Brito, V. . A fuzzy segmentation tool for remote sensing data. In: *SPIE Remote Sensing 2014*, 2014, Amsterdam. *Image and Signal Processing for Remote Sensing*, 2014. v. 9244. p. 9244-1-9244-10.
- Damares Resende ; Reginaldo Filho ; Siravenha, A. C. Q. ; Danilo Frazão ; Evaldo Gonçalves Pelaes . A influência do elemento estruturante no processo de detecção de nuvens em imagens de sensoriamento remoto 2013
- Danilo Frazão ; Siravenha, A. C. Q. ; Damares Resende ; Reginaldo Filho ; Evaldo Gonçalves Pelaes . Uma abordagem híbrida e semi-automática para a remoção de nuvens e sombras de imagens de satélite 2013
- Siravenha, A. C. Q. ; Danilo Frazão ; Damares Resende ; Reginaldo Filho ; Evaldo Gonçalves Pelaes . Uso de índices de diferença normalizada na detecção de nuvens e sombras em imagens Landsat-5 TM 2013

-
- Sousa, D. F. ; Siravenha, A C Q ; Pelaes, E. G. . A Hybrid Approach to Clouds and Shadow Removal in Satellite Images. In: *CompIMAGE 2012 - Computational Modeling of Objects Presentd in Images: Fundamentals, Methods and Applications*, 2012, Roma.
 - Siravenha, A C Q ; Sousa, D. F. ; Bispo, A. G. ; Pelaes, E. G. . The use of high-pass filters and the Inpainting method to clouds removal and their impact on satellite images classification. In: *16th International Conference on Image Analysis and Processing ICIAP 2011, Ravenna*. 2011. v. 2. p. 333-342.
 - Siravenha, A C Q ; Pelaes, E. G. . The use of Discrete Cosine Transform for satellite images segmentation and comparison to statistical metrics. In: *XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR 2011*, 2011, Curitiba.

Referências

- AKGÜN, A.; ERONAT, A.; TURK, N. Comparing different satellite image classification methods: An application in Ayvalik district, Western Turkey. In: *XX International Congress for Photogrammetry and Remote Sensing, Proceedings*. [S.l.: s.n.], 2004. p. 1091–1097. Citado na página 19.
- ALLEN, T. R.; KUPFER, J. A. Application of spherical statistics to change vector analysis of landsat data: Southern appalachian spruce-fir forests. *Remote Sensing of Environment*, v. 74, n. 3, p. 482–493, 2000. Citado na página 48.
- AMARAL, S.; MONTEIRO, A. M. V. *Abordagens espaciais em estudos de população: métodos analíticos e Técnicas de representação*. 2010. Citado na página 31.
- AMBIENTE, M. do M. *Cadastro Nacional de Unidades de Conservação*. 2017. Disponível em: <[http://mapas.mma.gov.br/i3geo/datadownload.htm\(InPortuguese\)](http://mapas.mma.gov.br/i3geo/datadownload.htm(InPortuguese))>. Citado 2 vezes nas páginas 10 e 54.
- AMBIENTE, M. do M. *Áreas protegidas*. 2017. Disponível em: <<http://www.mma.gov.br/>>. Acesso em: 21 de Outubro de 2017. Citado 2 vezes nas páginas 52 e 53.
- ANDERSON, J. et al. *A Land Use and Land Cover classification system for use with remote sensor data*. [S.l.], 1976. Disponível em <http://landcover.usgs.gov/pdf/anderson.pdf>. Citado na página 43.
- AREENDRAN, G. et al. Land use/land cover change dynamics analysis in mining areas of Singrauli district in Madhya Pradesh, India. *Tropical Ecology*, v. 54, n. 2, p. 239–250, 2013. Citado na página 22.
- ARUNPRASATH, T. et al. Image renovation in positron emission tomography using recursive algorithm. In: *International Conference on Computational Intelligence & Computing Research (ICIC)*. [S.l.: s.n.], 2012. p. 1–4. Citado na página 59.
- BASOMMI, P. L.; GUAN, Q.; CHENG, D. Exploring land use and land cover change in the mining areas of wa east district, ghana using satellite imagery. *Open Geosciences*, v. 7, p. 2391–5447, nov. 2015. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.
- BERBEROGLU, S.; AKIN, A. Assessing different remote sensing techniques to detect land use/cover changes in the eastern mediterranean. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, v. 11, n. 1, p. 46 – 53, 2009. ISSN 0303-2434. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0303243408000469>>. Citado na página 63.
- BEZDEC, J. *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. [S.l.]: Plenum Press, 1981. Citado na página 57.
- BODART, C. et al. Pre-processing of a sample of multi-scene and multi-date landsat imagery used to monitor forest cover changes over the tropics. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 66, n. 5, p. 555 – 563, 2011. ISSN 0924-2716. Citado na página 18.

- BOSCHETTI, C. *Ciência e sociedade*. 2008. Disponível em: <<http://www.las.inpe.br/~cesar/Infrared/espectro.htm>>. Acesso em: 21 de Outubro de 2017. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 29.
- BOUSSE, A. et al. Monotonic algorithm for joint entropy-based anatomical priors in parametric pet image reconstruction. In: *IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference Record (NSS/MIC)*. [S.l.: s.n.], 2012. p. 22–35. Citado na página 60.
- BOVOLO, F.; BRUZZONE, L. A theoretical framework for unsupervised change detection based on change vector analysis in the polar domain. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 45, p. 218–236, 2007. Citado 3 vezes nas páginas 9, 46 e 50.
- BOVOLO, F.; MARCHESI, S.; BRUZZONE, L. A framework for automatic and unsupervised detection of multiple changes in multitemporal images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 50(6), p. 2196–2212, 2012. Citado 5 vezes nas páginas 9, 20, 23, 50 e 51.
- BRASIL. *Constituição Federal de 1988. Promulgada em 5 de outubro de 1988*. 1988. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/constituicao/constituic~ao.htm>. Acesso em: 21 de Outubro de 2017. Citado na página 53.
- BROOKS, E. et al. On-the-fly massively multitemporal change detection using statistical quality control charts and landsat data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 52 (11), 2014. Citado na página 48.
- BROWDER, J. O.; WYNNE, R. H.; PEDLOWSKI, M. A. Agroforestry diffusion and secondary forest regeneration in the brazilian amazon: further findings from the Rondônia agroforestry pilot project (1992-2002). *Agroforestry Systems*, v. 65, n. 2, p. 99–111, 2005. Citado na página 48.
- BRUZZONE, L.; BOVOLO, F. A novel framework for the design of change-detection systems for very-high-resolution remote sensing images. *Proceedings of the IEEE*, v. 101 (3), p. 609 – 630, 2013. Citado na página 24.
- CAMARA, G. et al. *Metodologia para o Cálculo da Taxa Anual de Desmatamento na Amazônia Legal*. [S.l.], 2013. 37 p. Citado na página 21.
- CAMPBELL, J. B.; WYNNE, R. H. *Introduction to remote sensing*. 5rd ed.. ed. [S.l.]: Guilford Press New York, 2011. 585-614 p. Citado 4 vezes nas páginas 22, 43, 46 e 48.
- CASTRO, R. M. et al. Sensoriamento remoto como ferramenta para o ensino de Física. In: *XVI Simpósio Nacional de Ensino de Física*. [S.l.: s.n.], 2005. Citado na página 28.
- CELIK, T. Change detection in satellite images using a genetic algorithm approach. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, v. 7, n. 2, p. 386–390, 2010. Citado na página 22.
- CHEN, J. et al. Change vector analysis in posterior probability space: A new method for land cover change detection. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, v. 8, n. 2, p. 317–321, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 46 e 48.
- CHEN, Q. et al. Unsupervised land cover/land use classification using polsar imagery based on scattering similarity. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 51, n. 3, p. 1817–1825, 2013. Citado na página 48.

- CIHLAR, J. Land cover mapping of large areas from satellites: Status and research priorities. *International Journal of Remote Sensing*, Taylor & Francis, v. 21, n. 6-7, p. 1093–1114, 2000. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/014311600210092>>. Citado na página 18.
- COHEN, J. A coefficient of agreement for nominal scales. In: *Education and Psychological Measurement*. [S.l.: s.n.], 1960. v. 20(1), p. 37–47. Citado 2 vezes nas páginas 61 e 62.
- CONNETTE, K. J. L. et al. Assessment of mining extent and expansion in myanmar based on freely-available satellite imagery. *Remote Sensing*, v. 8, n. 11, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.
- DARIES, R. S.; MISHRA, A. K. Complex wavelet structural similarity quality measures for compressively sensing sar images. In: *IEEE Radar Conference*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 0892 – 0895. Citado 2 vezes nas páginas 59 e 61.
- DPI/INPE. *SPRING: Tutorial de geoprocessamento*. 2006. Citado 2 vezes nas páginas 13 e 30.
- DUZGUN, H. S.; DEMIREL, N. *Remote Sensing of the Mine Environment*. [S.l.]: CRC Press, 2011. 85-100 p. Citado na página 44.
- EZEOMEDO, I. C.; IGBOKWE, N. J. Mapping and analysis of land use and land cover for a sustainable development using medium resolution satellite images and gis. *International Journal of Engineering and Management Sciences*, v. 3, n. 4, p. 513–519, 2012. Citado na página 22.
- FÁVERO, C.; L., I. C.; MENDONCA, E. de S. Recovery of degraded areas using agroforestry systems in vale do rio doce, minas gerais. *Revista Árvore*, Scielo, v. 32, p. 861 – 868, 10 2008. ISSN 0100-6762. Citado na página 76.
- FENG, J. et al. A new context-based procedure for the detection and removal of cloud shadow from moderate-and-high resolution satellite data over land. In: *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1718–1721. Citado na página 48.
- FRIEDL, M. A.; BRODLEY, C. E.; STRAHLER, A. H. Maximizing land cover classification accuracies produced by decision trees at continental to global scales. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 37, n. 2, p. 969–977, 1999. Citado na página 24.
- GAO, J. *Digital Analysis of Remotely Sensed Imagery*. [S.l.]: McGraw Hill, 2009. Citado 4 vezes nas páginas 9, 37, 38 e 39.
- GHOSH, S.; DUBEY, S. K. Comparative analysis of k-means and fuzzy cmeans algorithms. (*IJACSA*) *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, v. 4, n. 4, p. 35–39, 2013. Citado na página 58.
- GONG, L.; LI, Q.; ZHANG, J. Earthquake building damage detection with object-oriented. In: *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 3674 – 3677. Citado na página 22.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Digital Image Processing*. [S.l.]: Addison-Wesley Publishing Company, 2008. Citado na página 41.

- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E.; EDDINS, S. L. *Digital Image Processing using Matlab*. [S.l.]: Gatesmark Publishing., 2009. Citado na página 25.
- GOSHTASBY, A. A. Similarity and dissimilarity measures. In: _____. *Image Registration: Principles, Tools and Methods*. London: Springer London, 2012. p. 7–66. Citado na página 60.
- GRIS, D.; TEMPONI, L. G.; MARCON, T. R. Native species indicated for degraded area recovery in Western Paraná, Brazil. *Revista Árvore*, Scielo, v. 36, p. 113 – 125, 02 2012. ISSN 0100-6762. Citado na página 76.
- HANSEN, M. C. et al. High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science*, American Association for the Advancement of Science, v. 342, n. 6160, p. 850–853, 2013. Citado na página 24.
- HE, C. et al. Detecting land-use/land-cover change in rural/urban fringe areas using extended change-vector analysis. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, v. 13, n. 4, p. 572 – 585, 2011. ISSN 0303-2434. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0303243411000419>>. Citado na página 63.
- IMAGEM. *Conceitos de imagens de satélite e sensoriamento remoto*. [S.l.], 2011. Citado na página 30.
- INPE. *Projeto PRODES: Monitoramento da Floresta Amazônica Brasileira por Satélite*. 2016. Disponível em: <<http://www.obt.inpe.br/prodes/>>. Citado na página 22.
- JENSEN, J. *Remote sensing of the environment: An Earth resource perspective*. [S.l.]: Prentice Hall, 2006. Citado na página 31.
- JENSEN, J. R.; JACKSON, M. W. *Introductory digital remote sensing image processing*. 2001. Disponível em: <www.cla.sc.edu/geog/rslab/>. Acesso em: 02 de Janeiro de 2018. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 33.
- JR, C. M. S. et al. Ten-year landsat classification of deforestation and forest degradation in the brazilian amazon. *Remote Sensing*, v. 5, n. 11, p. 5493–5513, 2013. ISSN 2072-4292. Disponível em: <<http://www.mdpi.com/2072-4292/5/11/5493>>. Citado na página 23.
- KEINER, L. E. *Remote sensing figures*. Disponível em <http://kingfish.coastal.edu/physics/lkeiner/>. Acessado em: 20 de fevereiro de 2015. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 30.
- LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, [Wiley, International Biometric Society], v. 33, n. 1, p. 159–174, 1977. ISSN 0006341X, 15410420. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/2529310>>. Citado na página 62.
- LATHAUWER, L. D.; MOOR, B. D.; VANDEWALLE, J. A multilinear singular value decomposition. *SIAM J. Matrix Anal. Appl.*, v. 21, n. 4, p. 1253–1278, 2000. Citado na página 59.
- LEINFELDER, R. R.; IRAMINA, W. S.; ESTON, S. M. d. Mining as a tool for reclamation of a Degraded Area. *Rem: Revista Escola de Minas*, Scielo, v. 68, p. 215 – 220, 06 2015. ISSN 0370-4467. Citado na página 76.

- LILLESAND, T. M.; KIEFER, R. W.; CHIPMAN, J. W. *Remote sensing and image interpretation*. 6rd ed.. ed. [S.l.]: Wiley and Sons New York, 2008. 213-223 p. Citado 2 vezes nas páginas 43 e 44.
- LIMA, C. T. de et al. *Guia de plantas para recuperação de áreas degradadas nas cangas do Quadrilátero Ferrífero de Minas Gerais - Guide of Plants for the recovery of degraded areas in canga areas of the Iron Quadrangle of Minas Gerais (in Portuguese)*. [S.l.]: Fundação Brasil cidadão, 2016. ISBN 978-85-98564-20-3. Citado na página 76.
- LIN, C.-H. et al. Cloud removal from multitemporal satellite images using information cloning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 51 (1), 2013. Citado na página 48.
- MALAVIYA, S. et al. Landscape approach for quantifying land use land cover change (1972-2006) and habitat diversity in a mining area in central india (bokaro, jharkhand). *Environmental Monitoring and Assessment*, v. 10, p. 215–229, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 45.
- MALILA, W. A. Change vector analysis: An approach for detecting forest changes with landsat. In: *LARS Symposia*. [S.l.: s.n.], 1980. p. 326–336. Citado 4 vezes nas páginas 20, 22, 46 e 48.
- MATHER, P. *Computer processing of remotely sensed images: an introduction*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2004. Citado na página 39.
- MATHER, P.; KOCH, M. *Computer Processing of Remotely-Sensed Images: An Introduction*. [S.l.]: John Wiley and Sons, 2011. Citado na página 18.
- MATHWORKS. *Neural Network Toolbox*. 2017. Citado na página 57.
- MCGUINNESS, K. *Image Segmentation, Evaluation, and Applications*. Tese (Doutorado) — School of Electronic Engineering, 2009. Citado na página 18.
- MELESSE, A. M. et al. Remote sensing sensors and applications in environmental resources mapping and modelling. *Sensors*, v. 7(2), p. 3209–3241, 2007. ISSN 0370-4467. Citado na página 21.
- MELO, D. H. C. T. B. *Uso de dados Ikonos II na análise urbana: testes operacionais na zona leste de São Paulo*. Dissertação (Mestrado) — Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, 2003. Citado 3 vezes nas páginas 9, 32 e 34.
- MISHRAA, N. S.; GHOSHB, S.; GHOSH, A. Fuzzy clustering algorithms incorporating local information for change detection in remotely sensed images. *Applied Soft Computing*, p. 2683–2692, 2012. Citado na página 43.
- MOREIRA, M. A. *Sensoriamento Remoto Aplicado a Estudos Ambientais*. [S.l.], 2003. Citado na página 30.
- MOREIRA, M. A. *Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação*. [S.l.]: UFV, 2011. 157-164 p. Citado 4 vezes nas páginas 18, 31, 33 e 34.
- MUKHOPADHYAY, A.; BANDYOPADHYAY, S.; MAULIK, U. Combining multiobjective fuzzy clustering and probabilistic ANN classifier for unsupervised pattern classification: Application to satellite image segmentation. In: *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 877–883. Citado 2 vezes nas páginas 41 e 42.

- MUKHOPADHYAY, A.; MAULIK, U. Unsupervised pixel classification in satellite imagery using multiobjective Fuzzy clustering combined with SVM classifier. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 47, n. 4, p. 1132–1138, 2009. Citado na página 42.
- NDMP. *Mineral summary*. 2016. Disponível em: <[http://www.dnpm.gov.br/dnpm/sumarios/sumario-mineral-2015\(InPortuguese\)](http://www.dnpm.gov.br/dnpm/sumarios/sumario-mineral-2015(InPortuguese))>. Citado 3 vezes nas páginas 10, 52 e 54.
- OLIVEIRA, P. E. et al. Análise da evolução da paisagem no entorno da represa dos rios Jaguari e Jacareí, no Estado de São Paulo, com base em sensoriamento remoto e SIG. *Geociencias*, v. 27, p. 527–539, 2008. Citado na página 24.
- OLSON, G. et al. Detecting and managing change in spatial data-land use and infrastructure change analysis and detection. In: *IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium*. [S.l.: s.n.], 2004. p. 729–734. Citado 3 vezes nas páginas 22, 23 e 45.
- PATRA, D.; PRAVEEN, B. K. A new method for multi sensor image fusion of remotely sensed images. In: *International Conference on Industrial Electronics, Control & Robotics (IECR)*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 206–210. Citado na página 59.
- PERONI, R. *Princípios de Sensoriamento Remoto*. [S.l.], 2004. Citado na página 28.
- POWERS, D. M. W. Evaluation: From precision, recall and f-measure to roc., informedness, markedness & correlation. *Journal of Machine Learning Technologies*, v. 2, n. 1, p. 37–63, 2011. Citado na página 61.
- QGIS Development Team. *QGIS Geographic Information System*. [S.l.], 2017. Disponível em: <<http://qgis.osgeo.org>>. Citado na página 56.
- RICHARDS, A. *Alien vision: exploring the electromagnetic spectrum with imaging technology*. [S.l.]: SPIE Press, 2001. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 26.
- RICHARDS, J.; JIA, X. *Remote sensing digital image analysis: an introduction*. [S.l.]: Springer, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 39 e 40.
- ROKACH, L. *Pattern classification using ensemble methods*. [S.l.]: World Scientific, 2010. (Series in machine perception and artificial intelligence). Citado na página 41.
- SAPKAL, A. T.; BOKHARE, C.; TARAPORE, N. Z. Satellite image classification using the back propagation algorithm of artificial neural network. In: *Geomatrix-Conference on Geospatial Technologies and Applications*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 422–426. Citado na página 19.
- SCHMIDT, G. et al. *Landsat ecosystem disturbance adaptive processing system (LEDAPS) algorithm description*. 2013. 2013-1057 p. Citado na página 56.
- SENSING, C. C. for R. S. R. *Fundamentals of Remote Sensing*. 2017. Citado 4 vezes nas páginas 9, 27, 28 e 31.
- SHIRAISHI, T. et al. Comparative assessment of supervised classifiers for land use-land cover classification in a tropical region using time-series palsar mosaic data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, v. 7, n. 4, p. 1186–1199, 2014. Citado na página 24.

- SIRAVENHA, A. C.; SOUSA, D.; PELAES, E. The development of a hybrid solution to replacement of clouds and shadows in remote sensing images. In: *Lecture Notes in Computational Vision and Biomechanics*. [S.l.]: Springer International Publishing, 2014. p. 269–283. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 48.
- SIRAVENHA, A. C. Q. et al. Atmospheric components: analyzing inpainting methods to removal these occurrences in remote sensing images. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, v. 5, p. 29–46, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 48 e 57.
- SKIRYCYZ, A. et al. Canga biodiversity, a matter of mining. *Frontiers in Plant Science*, v. 5, p. 1–9, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 53 e 54.
- SONG, C. et al. Classification and change detection using Landsat TM data: When and how to correct atmospheric effects? *Remote Sensing of Environment*, v. 75, p. 230–244, 2001. Citado na página 40.
- SOUTO, R. P. *Segmentação de imagem multiespectral utilizando-se o atributo matiz*. 2006. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 25.
- SOUZA-FILHO, P. W. et al. Four decades of land-cover, land-use and hydroclimatology changes in the itacaiunas river watershed, southeastern amazon. *Journal of Environmental Management*, v. 167, p. 175 – 184, 2016. Citado 4 vezes nas páginas 21, 22, 24 e 47.
- SOUZA-FILHO, P. W. M. et al. Changes in the land cover and land use of the Itacaiunas River watershed, arc of deforestation, Carajas, southeastern Amazon. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, p. 1491–1496, abr. 2015. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 47.
- STEHMAN, S. V. Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy. *Remote Sensing of Environment*, v. 62, n. 1, p. 77 – 89, 1997. ISSN 0034-4257. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425797000837>>. Citado na página 61.
- SUN, Y.-Q.; KOH, M. s.; RODRIGUEZ-MAREK, E. An image fusion method based on quotient singular value decomposition. In: *International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS)*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 1–4. Citado na página 59.
- SUTTON, L. *Satellite Image Classification and Change Detection*. [S.l.], 2012. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 49.
- TONG, X.; XIE, H.; WENG, Q. Urban land cover classification with airborne hyperspectral data: What features to use? *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, v. 7, n. 10, p. 3998 – 4009, 2014. Citado 3 vezes nas páginas 19, 21 e 22.
- TSO, B.; MATHER, P. *Classification methods for remotely sensed data*. [S.l.]: CRC Press, 2009. Citado 8 vezes nas páginas 9, 26, 28, 32, 34, 39, 40 e 41.
- U.S.G.S. *EarthExplorer*. 2017. Disponível em: <<https://espa.cr.usgs.gov/index/>>. Acesso em: 21 de Outubro de 2017. Citado na página 55.
- U.S.G.S. *Landsat*. 2017. Disponível em: <<https://landsat.usgs.gov>>. Acesso em: 21 de Outubro de 2017. Citado na página 56.

- VARSHNEY, P.; ARORA, M. *Advanced image processing techniques for remotely sensed hyperspectral data*. [S.l.]: Springer, 2004. Citado 2 vezes nas páginas 39 e 40.
- WANG, Z. et al. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 13, n. 4, p. 600–612, 2004. Citado na página 60.
- WANGFEI, Z. et al. The selection of ground control points in a remote sensing image correction based on weighted voronoi diagram. In: *International Conference on Information Technology and Computer Science*. IEEE Computer Society, 2009. p. 326–329. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1109/ITCS.2009.282>>. Citado na página 39.
- WARNER, T. A.; FOODY, G. M.; NELLIS, M. D. *The SAGE handbook of remote sensing*. [S.l.]: SAGE Publications Ltd., 2009. Citado na página 35.
- WEI-LIANG, F. et al. Effects of atmospheric calibration on remote sensing estimation of Moso bamboo forest biomass. *The journal of applied ecology*, v. 21(1), p. 1–8, 2010. Citado na página 40.
- XU, X. et al. Impacts of mining and urbanization on the qin-ba mountainous environment, china. *Sustainability*, v. 8, n. 5, p. 1989 – 1997, 2016. Citado 4 vezes nas páginas 21, 23, 24 e 45.
- YANG, S. et al. Unsupervised image classification for remotely sensed imagery. In: *Proceedings of the SPIE - Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers*. [S.l.: s.n.], 2004. v. 5546, p. 354–365. Citado na página 19.
- YANG, Y. F.; LOHMANN, P.; HEIPKE, C. Genetic algorithms for the unsupervised classification of satellite images. In: *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 6. Citado na página 41.
- YIN, H. et al. Mapping annual land use and land cover changes using MODIS time series. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, v. 7, n. 8, p. 3421–3427, 2014. Citado 3 vezes nas páginas 19, 22 e 23.
- ZHANG, Q.; XIAO, C. Cloud detection of rgb color aerial photographs by progressive refinement scheme. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 52 (11), 2014. Citado na página 48.
- ZHU, Z.; WOODCOCK, C. E. Continuous change detection and classification (ccdc) of land cover using all available landsat data. *Remote Sensing of Environment*, v. 144, p. 152–171, 2014. Citado na página 22.

Anexos

ANEXO A – Gráficos polares do C2VA

Neste anexo são apresentados os gráficos polares construídos a partir das informações de magnitude e direção do C2VA. Como esperado, observa-se a disposição das informações restritas aos quadrantes superiores, uma das características de compressão da informação do método.

A.1 Canaã dos Carajás

Os gráficos de Canaã dos Carajás apresentam distribuições que indicam a presença de três classes de mudanças: aumento de áreas de pastagem sobre a vegetação, aumento da mancha urbana sobre pastagem e manchas de solo exposto.

Manchas de pastagem sobre vegetação apresentam valores altos de direção, por outro lado, a presença de manchas urbanas possuem valores menores. Essas duas ocorrências estão claras nos dois primeiros períodos. No terceiro há também a presença de solo exposto em valores ao redor dos 60° .

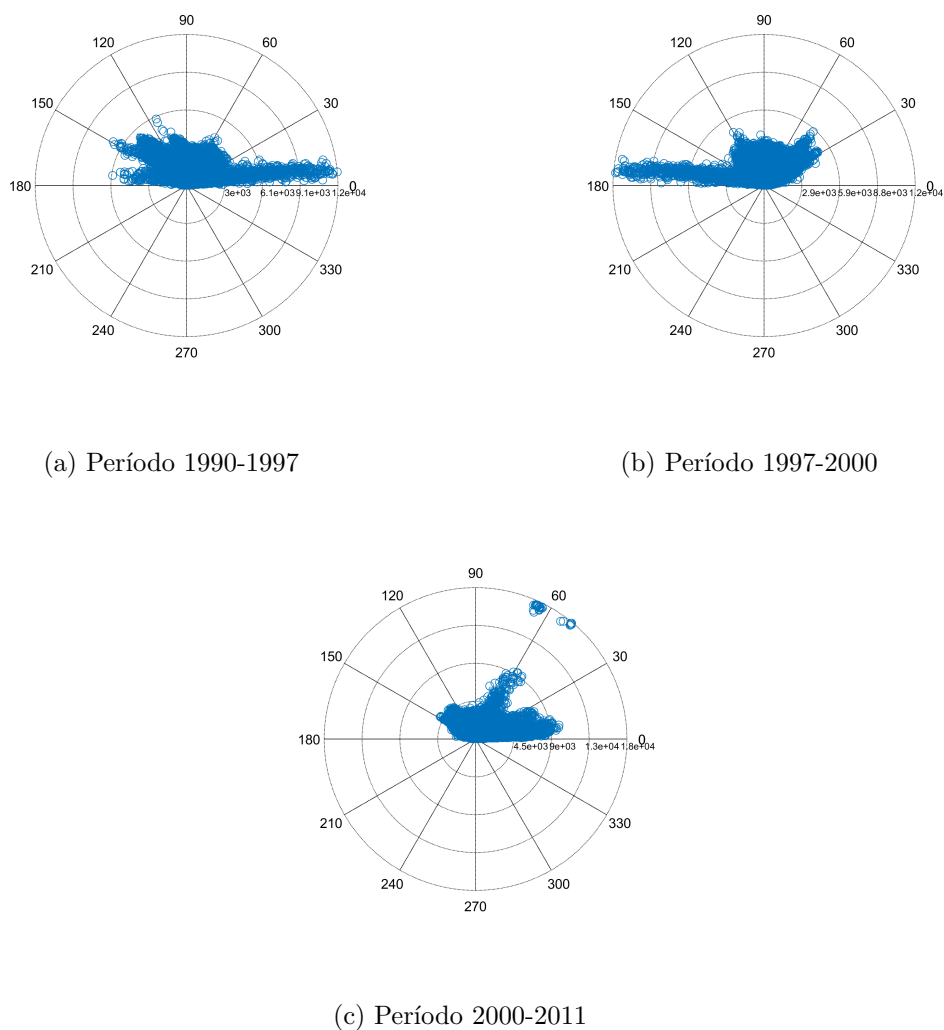
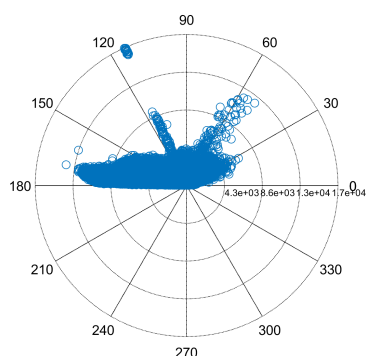


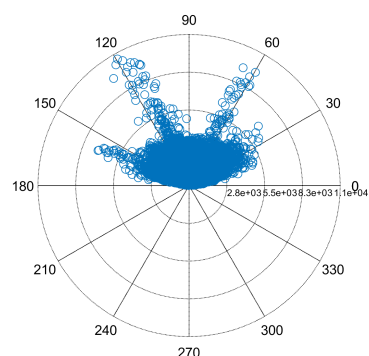
Figura 23 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Canaã dos Carajás.

A.2 Ourilândia do Norte

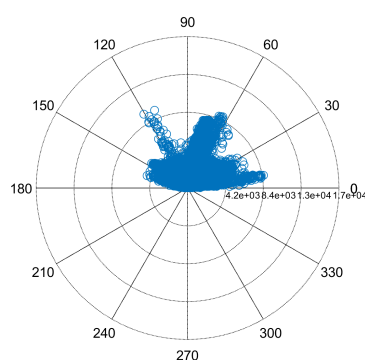
Em Ourilândia do Norte a ocupação do solo é similar ao de Canaã dos Carajás, com menor expansão da mancha urbana, intensa expansão de pastagens, presença de solo exposto e (quem esta em 120°).



(a) Período 1990-1997



(b) Período 1997-2000



(c) Período 2000-2011

Figura 24 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Ourilândia do Norte.

A.3 Parauapebas

A expansão de pastagem sobre a vegetação é bastante intensa no primeiro período da análise, e o aumento da cava principal e o aparecimento de outras áreas de exploração ficam bem claras no terceiro período de análise.

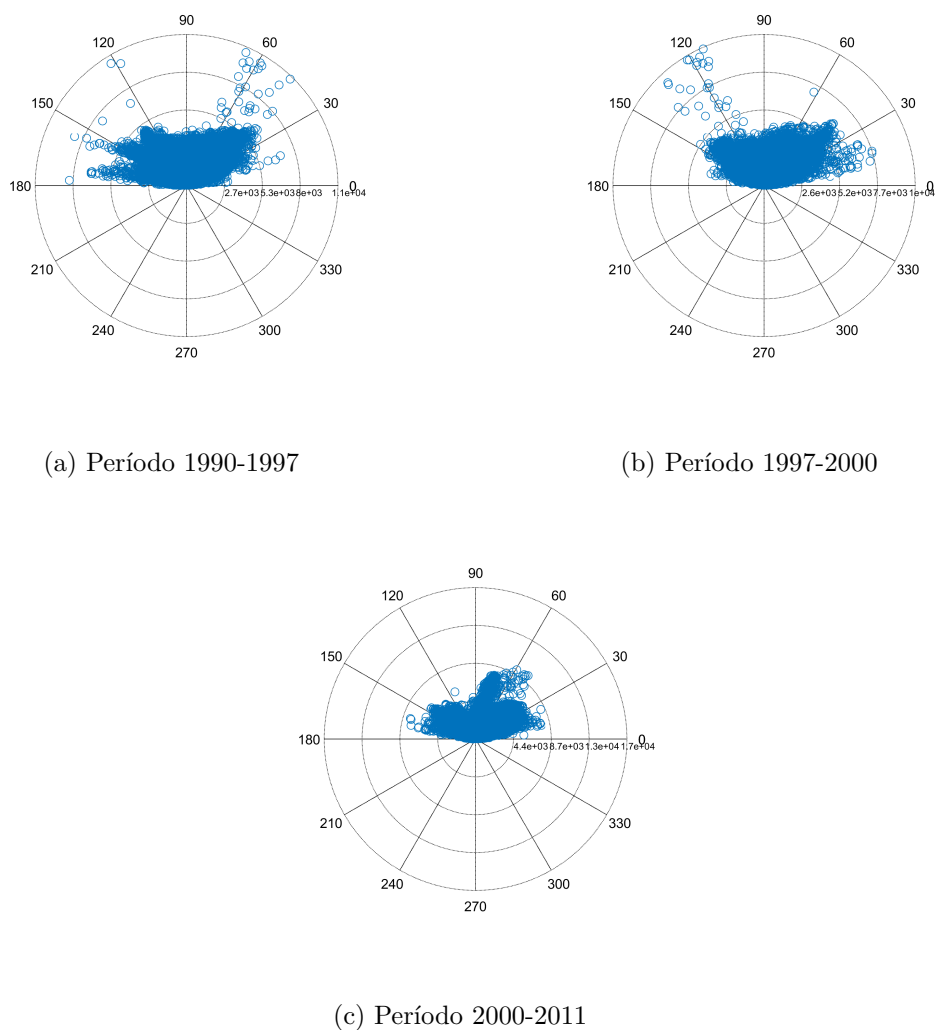
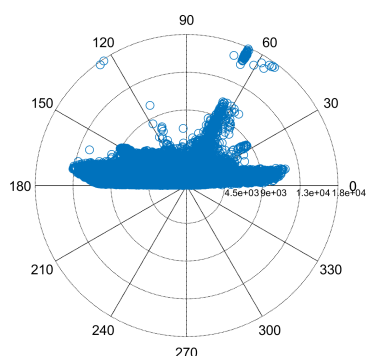


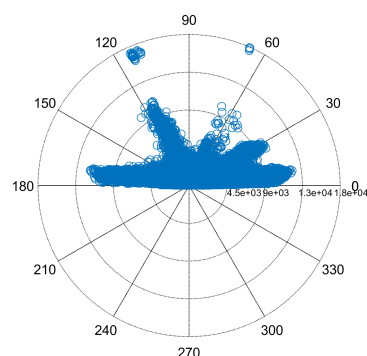
Figura 25 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Parauapebas.

A.4 São Félix do Xingu

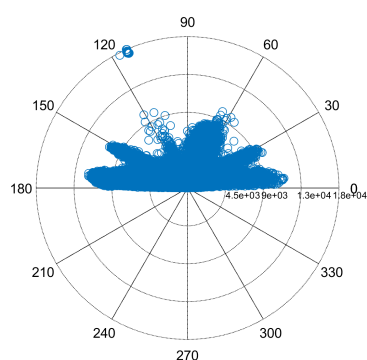
São Félix do Xingu apresenta o maior número de classes ocorrendo em todos os períodos. Nela aparecem avanço de pastagem, mancha urbana, há aumento de solo exposto e a percepção de vegetação menos densa (possivelmente um período intermediário entre a vegetação densa e a pastagem).



(a) Período 1990-1997



(b) Período 1997-2000

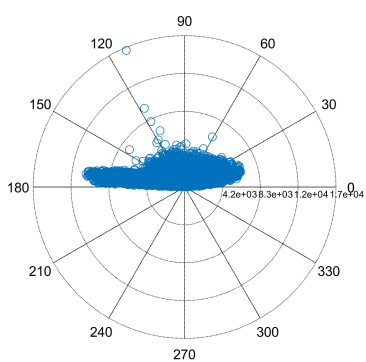


(c) Período 2000-2011

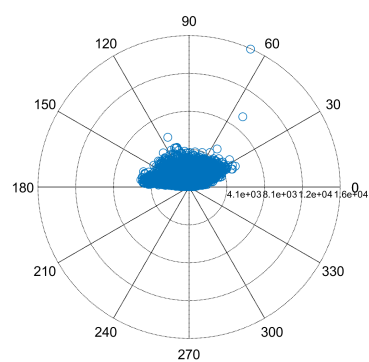
Figura 26 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de São Félix do Xingu.

A.5 Tucumã

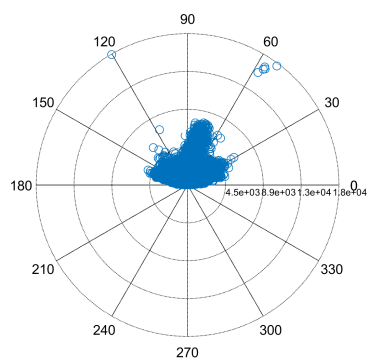
Em Tucumã, a substituição de vegetação por pastagem é notória principalmente no primeiro período estudado com ligeira expansão da mancha urbana ao longo de todos os períodos. No último período aparece mais clara a presença de solo exposto ao longo do território.



(a) Período 1990-1997



(b) Período 1997-2000



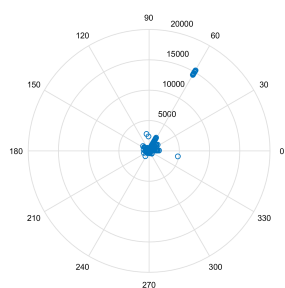
(c) Período 2000-2011

Figura 27 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Tucumã.

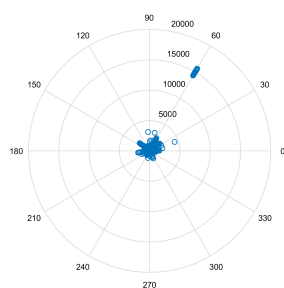
ANEXO B – Gráficos polares do CVA

Neste anexo são apresentados os gráficos polares construídos a partir das informações de magnitude e direção do CVA. Os gráficos estão dispostos por período e por par. Os pares estão nomeados na forma 'bMbN' onde $M = \{1, 2, 3, 4, 5, 7\}$ e $N = \{2, 3, 4, 5, 7\}$, sendo $M \neq N$.

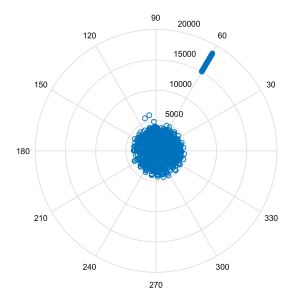
B.1 Canaã dos Carajás



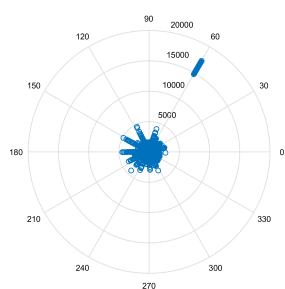
(a) b1b2



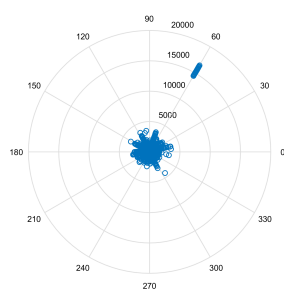
(b) b1b3



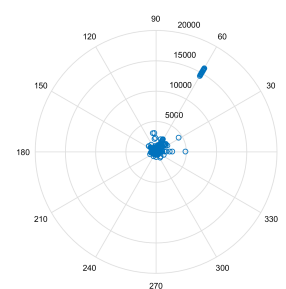
(c) b1b4



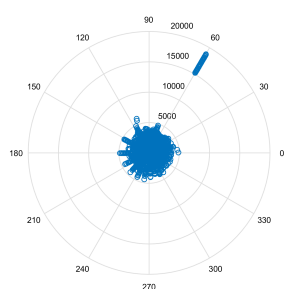
(d) b1b5



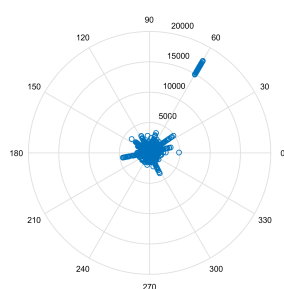
(e) b1b7



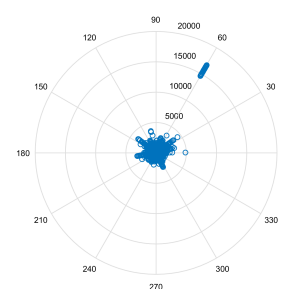
(f) b2b3



(g) b2b4

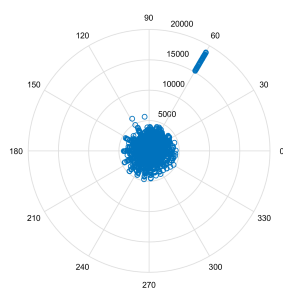


(h) b2b5

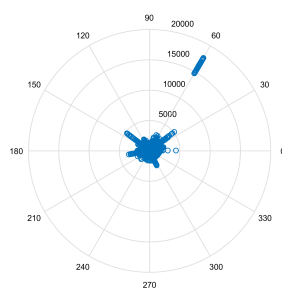


(i) b2b7

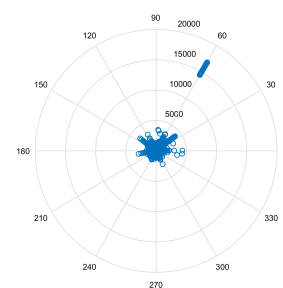
Figura 28 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Canaã dos Carajás no período 1990 e 1997.



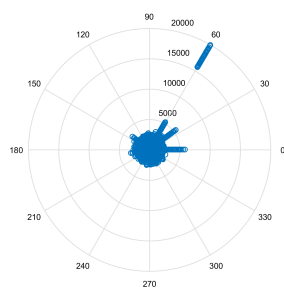
(a) b3b4



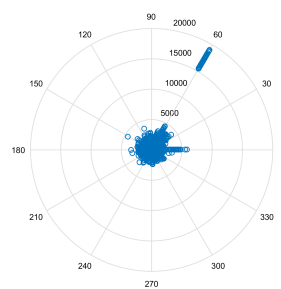
(b) b3b5



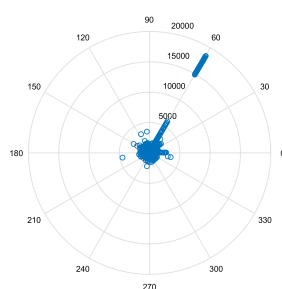
(c) b3b7



(d) b4b5

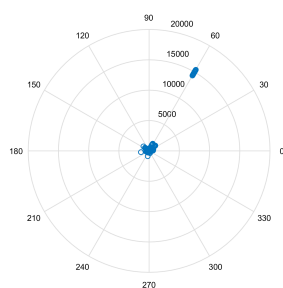


(e) b4b7

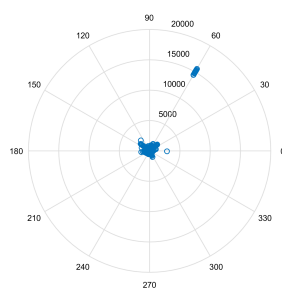


(f) b5b7

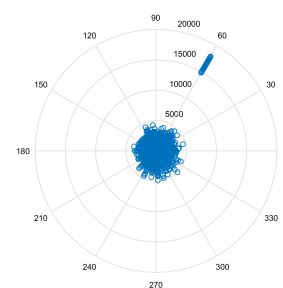
Figura 29 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Canaã dos Carajás no período 1990 e 1997.



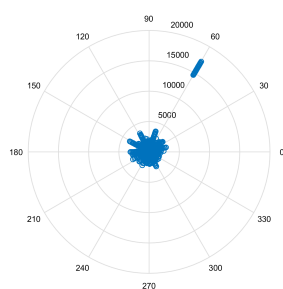
(a) b1b2



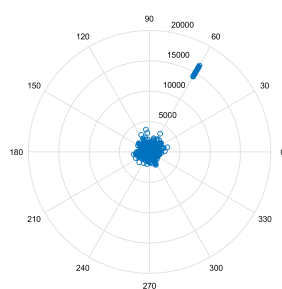
(b) b1b3



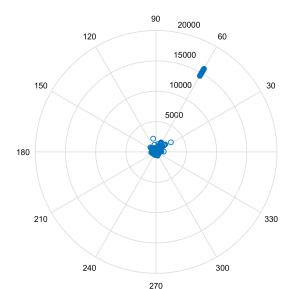
(c) b1b4



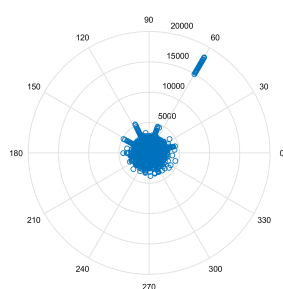
(d) b1b5



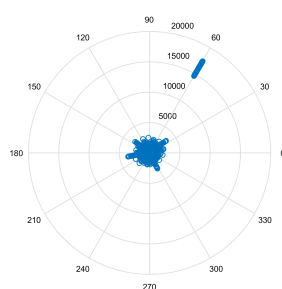
(e) b1b7



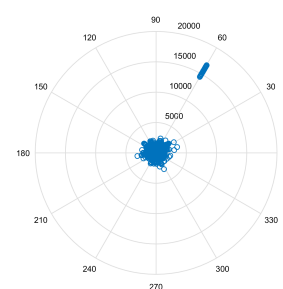
(f) b2b3



(g) b2b4

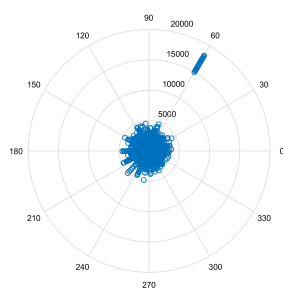


(h) b2b5

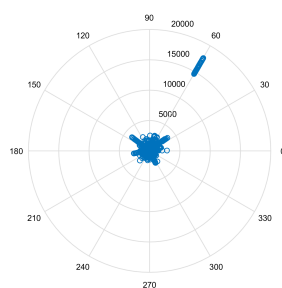


(i) b2b7

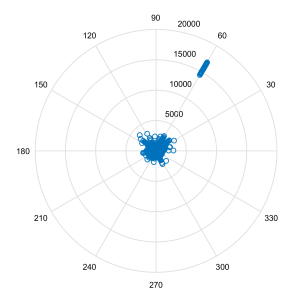
Figura 30 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Canaã dos Carajás no período 1997 e 2000.



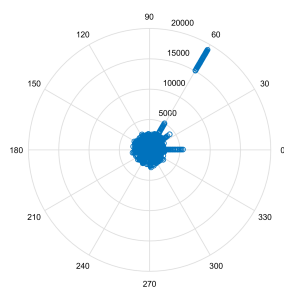
(a) b3b4



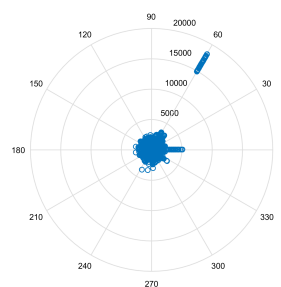
(b) b3b5



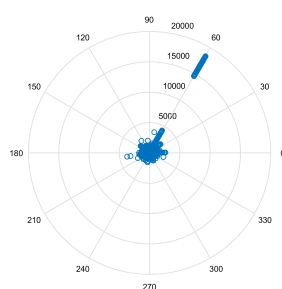
(c) b3b7



(d) b4b5

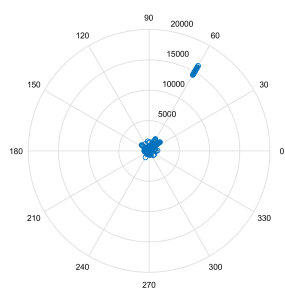


(e) b4b7

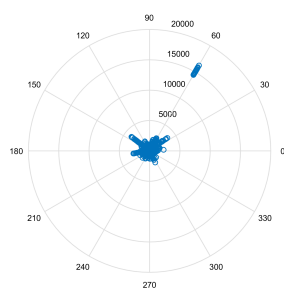


(f) b5b7

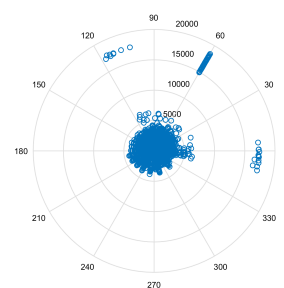
Figura 31 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Canaã dos Carajás no período 1997 e 2000.



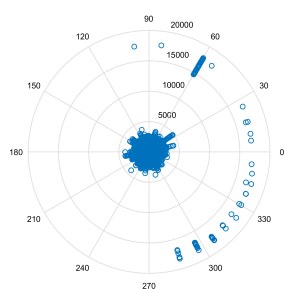
(a) b1b2



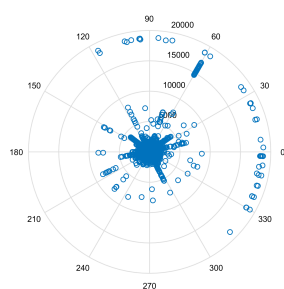
(b) b1b3



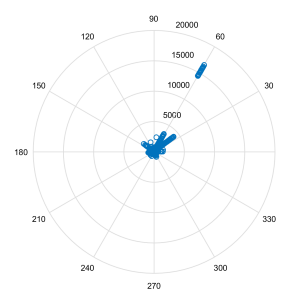
(c) b1b4



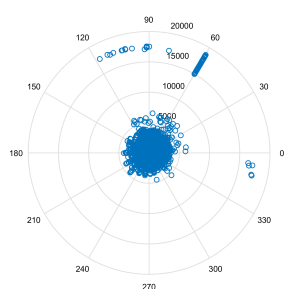
(d) b1b5



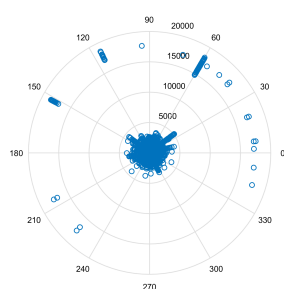
(e) b1b7



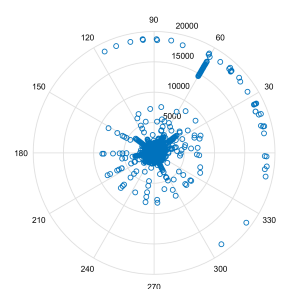
(f) b2b3



(g) b2b4

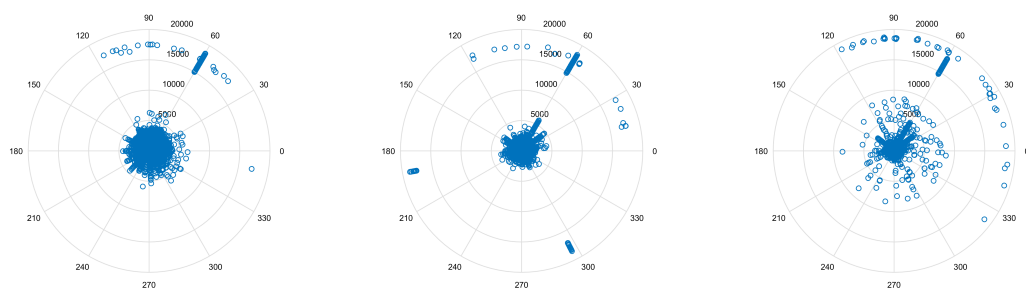


(h) b2b5



(i) b2b7

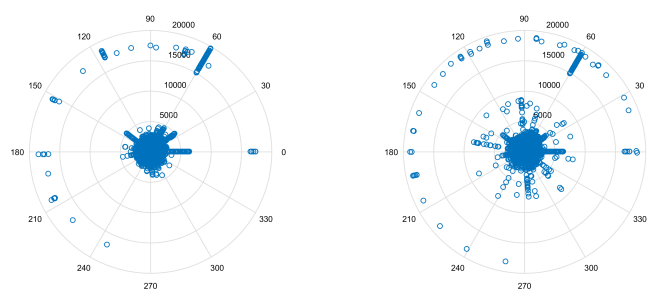
Figura 32 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Canaã dos Carajás no período 2000 e 2011.



(a) b3b4

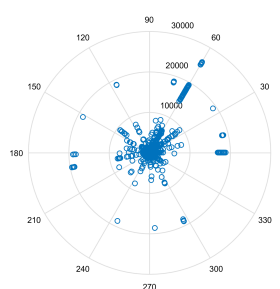
(b) b3b5

(c) b3b7



(d) b4b5

(e) b4b7



(f) b5b7

Figura 33 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Canaã dos Carajás no período 2000 e 2011.

B.2 Ourilândia do Norte

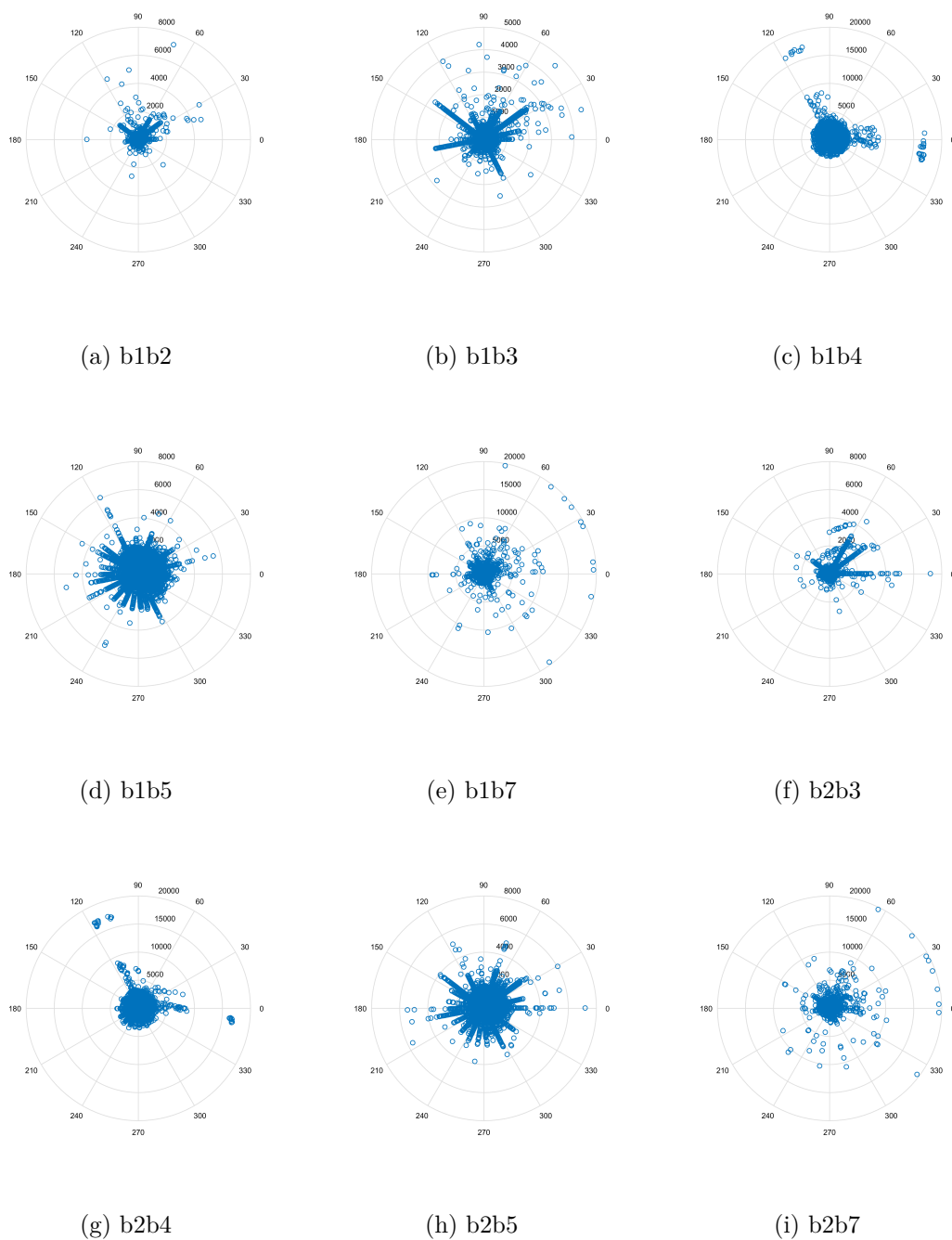
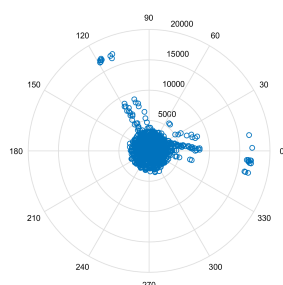
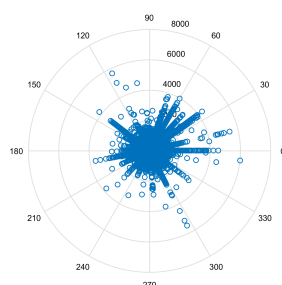


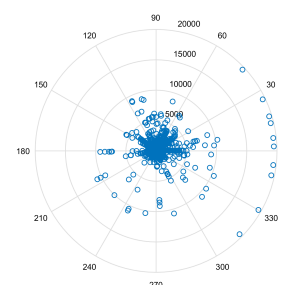
Figura 34 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Ourilândia do Norte no período 1990 e 1997.



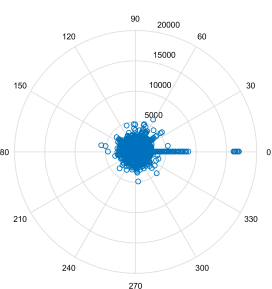
(a) b3b4



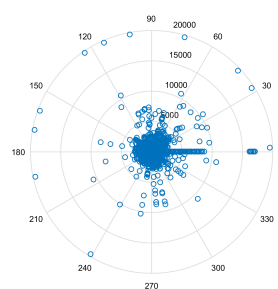
(b) b3b5



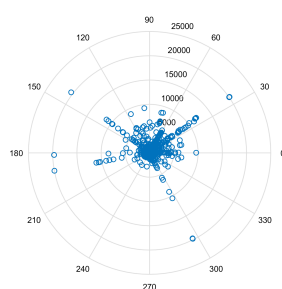
(c) b3b7



(d) b4b5

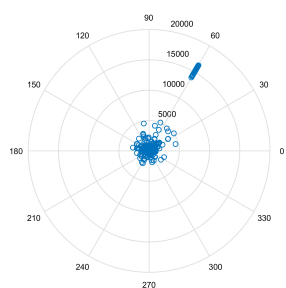


(e) b4b7

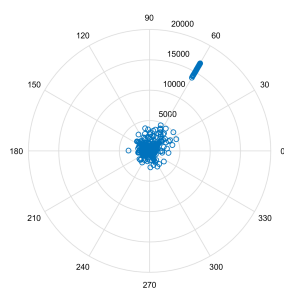


(f) b5b7

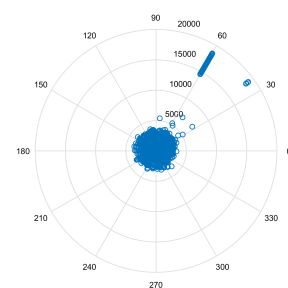
Figura 35 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Ourilândia do Norte no período 1990 e 1997.



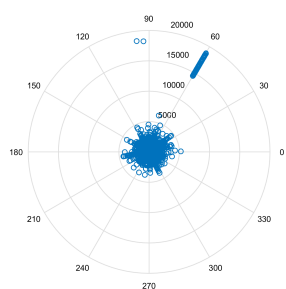
(a) b1b2



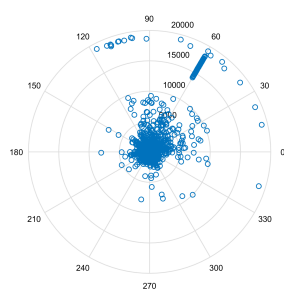
(b) b1b3



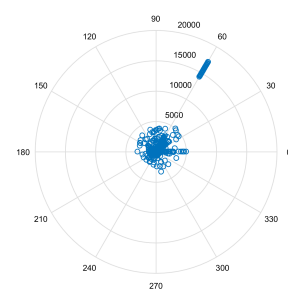
(c) b1b4



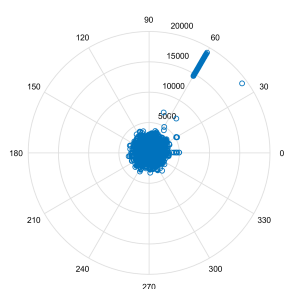
(d) b1b5



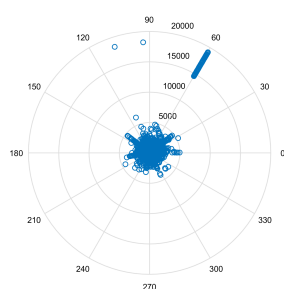
(e) b1b7



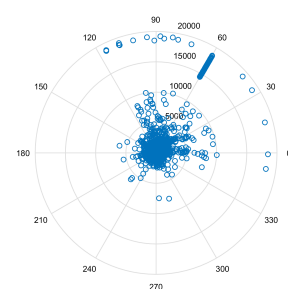
(f) b2b3



(g) b2b4

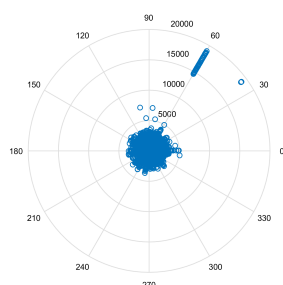


(h) b2b5

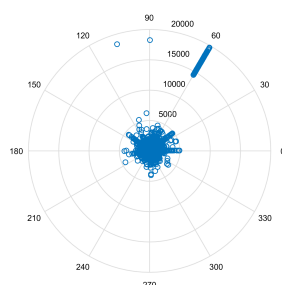


(i) b2b7

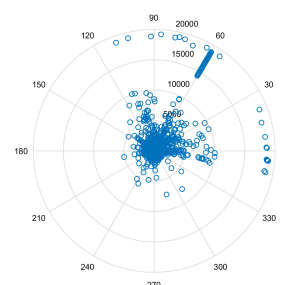
Figura 36 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Ourilândia do Norte no período 1997 e 2000.



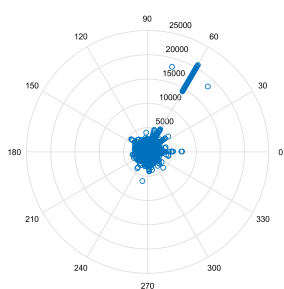
(a) b3b4



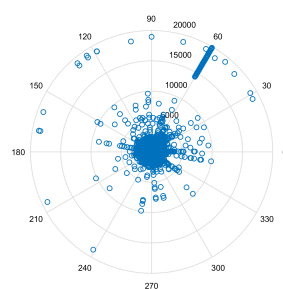
(b) b3b5



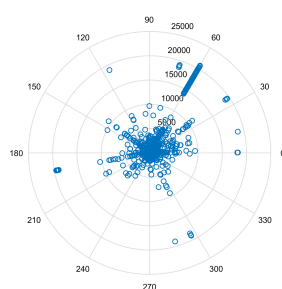
(c) b3b7



(d) b4b5

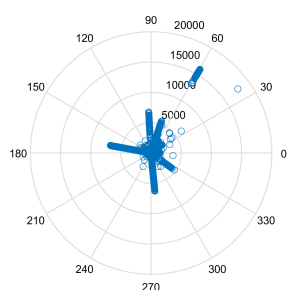


(e) b4b7

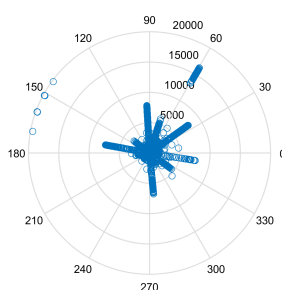


(f) b5b7

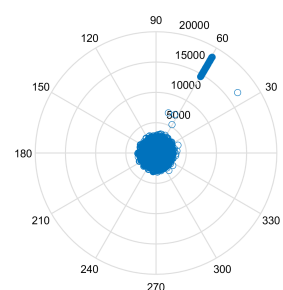
Figura 37 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Ourilândia do Norte no período 1997 e 2000.



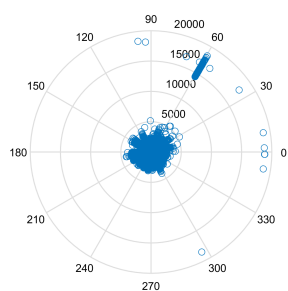
(a) b1b2



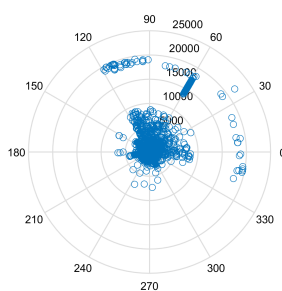
(b) b1b3



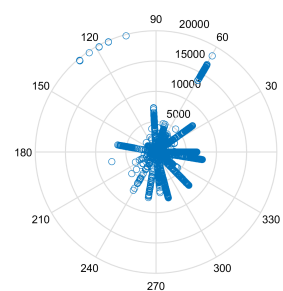
(c) b1b4



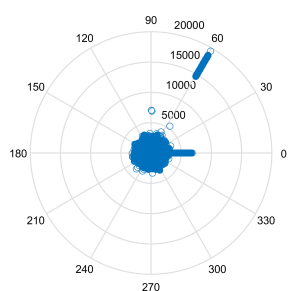
(d) b1b5



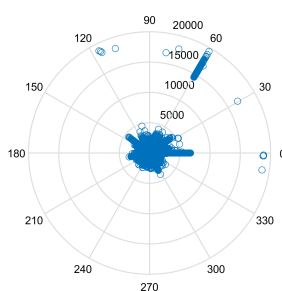
(e) b1b7



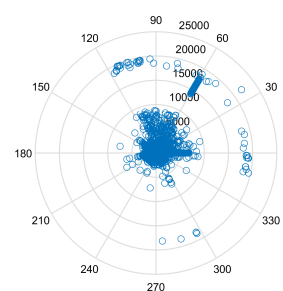
(f) b2b3



(g) b2b4

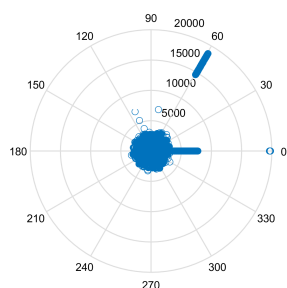


(h) b2b5

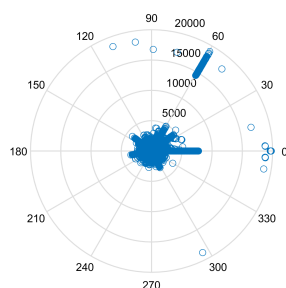


(i) b2b7

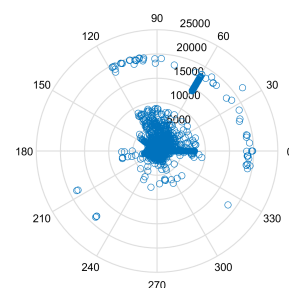
Figura 38 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Ourilândia do Norte no período 2000 e 2011.



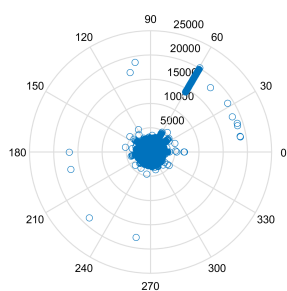
(a) b3b4



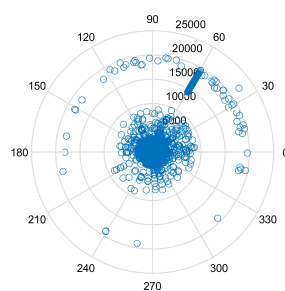
(b) b3b5



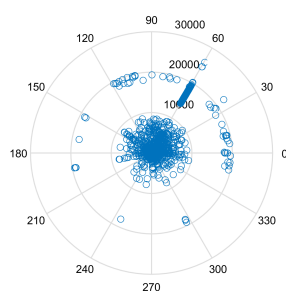
(c) b3b7



(d) b4b5



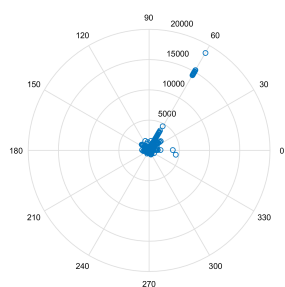
(e) b4b7



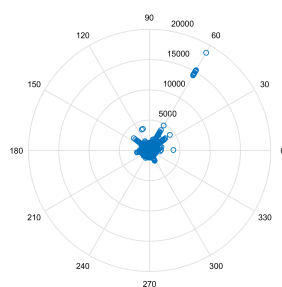
(f) b5b7

Figura 39 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Ourilândia do Norte no período 2000 e 2011.

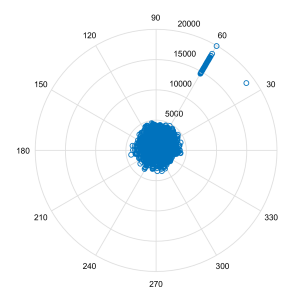
B.3 Parauapebas



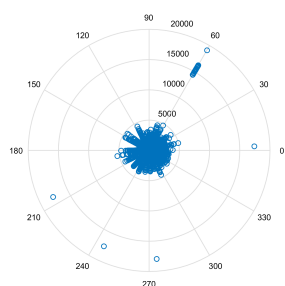
(a) b1b2



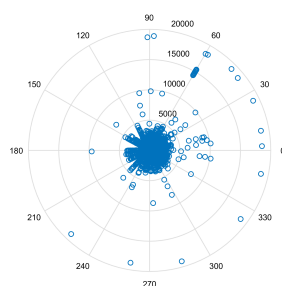
(b) b1b3



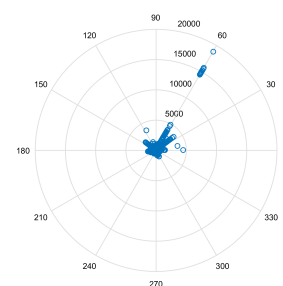
(c) b1b4



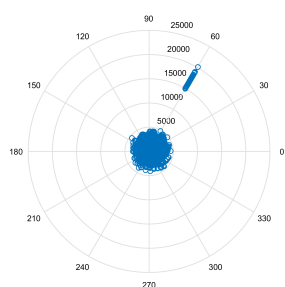
(d) b1b5



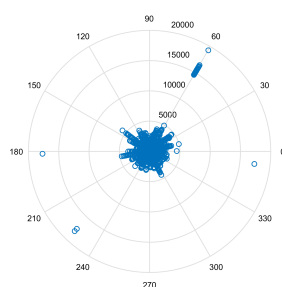
(e) b1b7



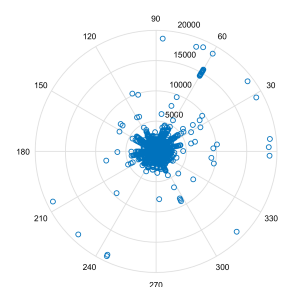
(f) b2b3



(g) b2b4

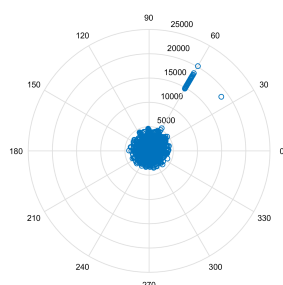


(h) b2b5

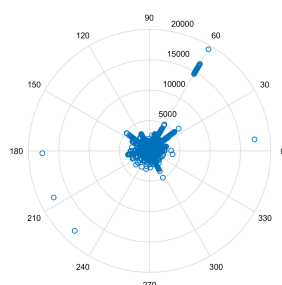


(i) b2b7

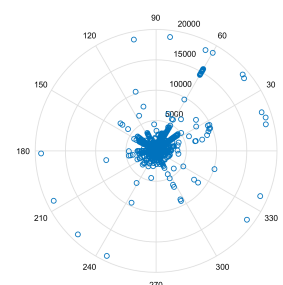
Figura 40 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Parauapebas no período 1990 e 1997.



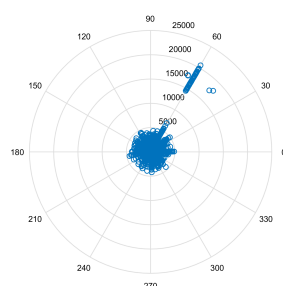
(a) b3b4



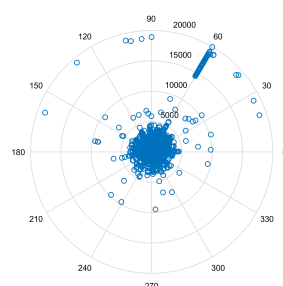
(b) b3b5



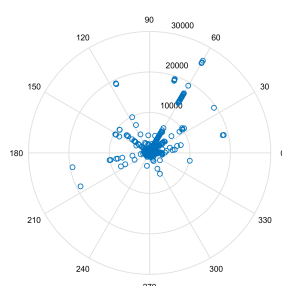
(c) b3b7



(d) b4b5

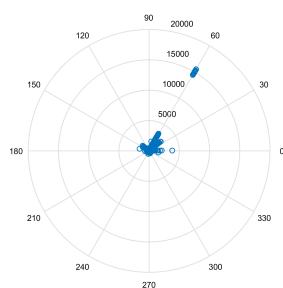


(e) b4b7

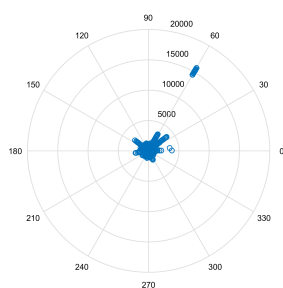


(f) b5b7

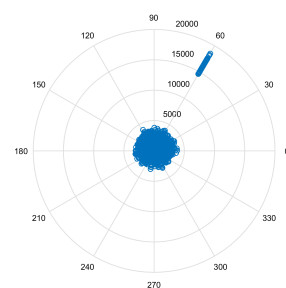
Figura 41 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Parauapebas no período 1990 e 1997.



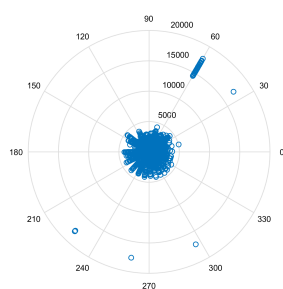
(a) b1b2



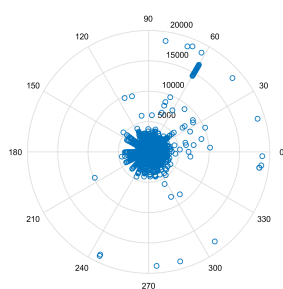
(b) b1b3



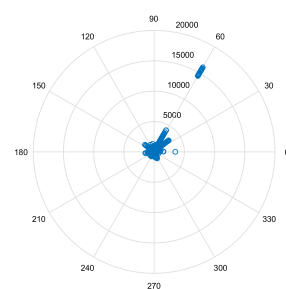
(c) b1b4



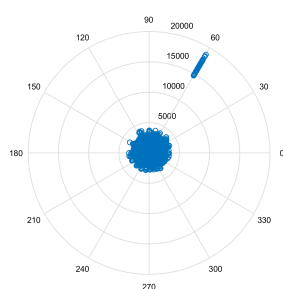
(d) b1b5



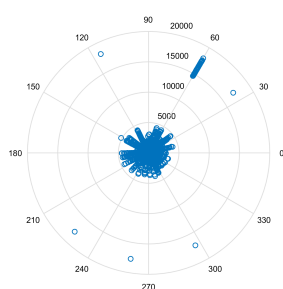
(e) b1b7



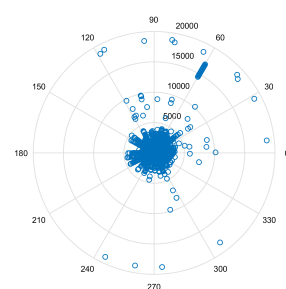
(f) b2b3



(g) b2b4

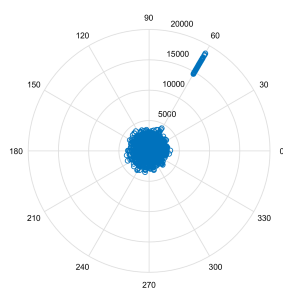


(h) b2b5

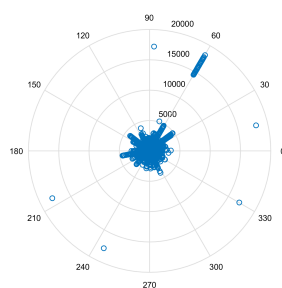


(i) b2b7

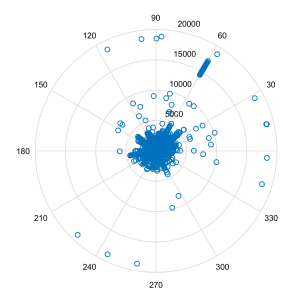
Figura 42 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Parauapebas no período 1997 e 2000.



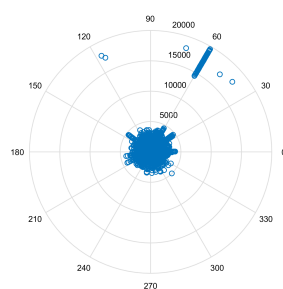
(a) b3b4



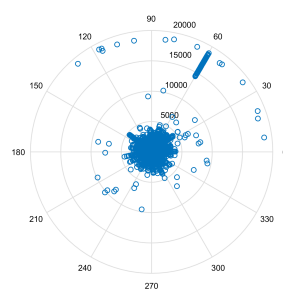
(b) b3b5



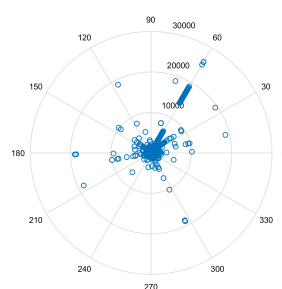
(c) b3b7



(d) b4b5

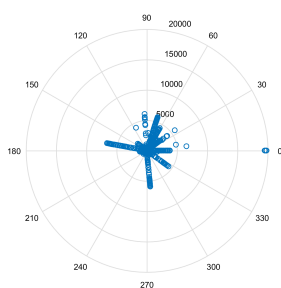


(e) b4b7

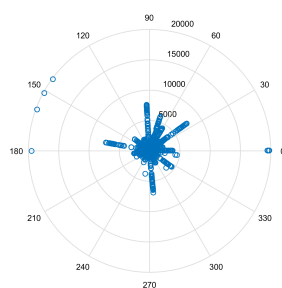


(f) b5b7

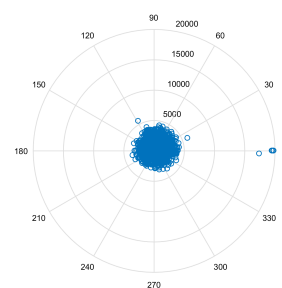
Figura 43 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Parauapebas no período 1997 e 2000.



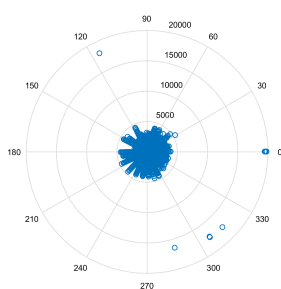
(a) b1b2



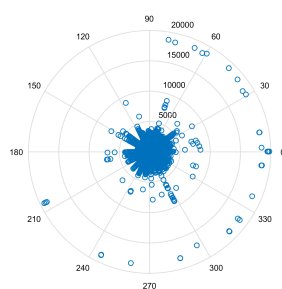
(b) b1b3



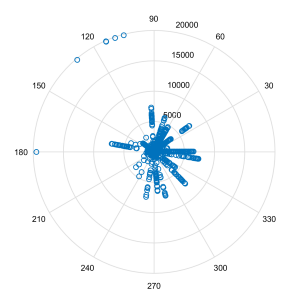
(c) b1b4



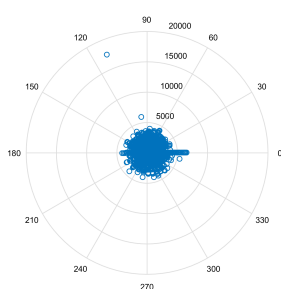
(d) b1b5



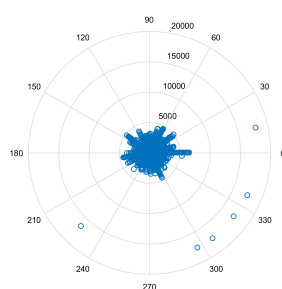
(e) b1b7



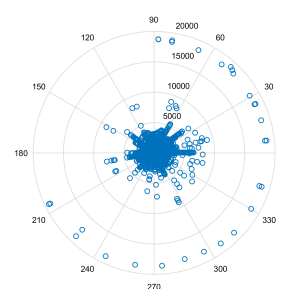
(f) b2b3



(g) b2b4

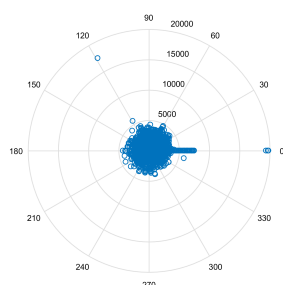


(h) b2b5

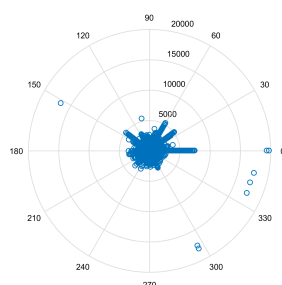


(i) b2b7

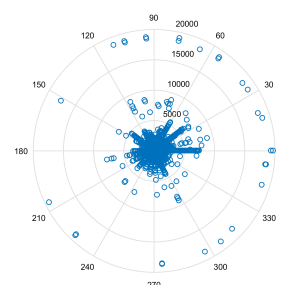
Figura 44 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Parauapebas no período 2000 e 2011.



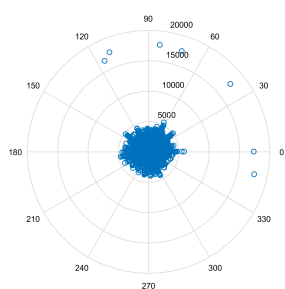
(a) b3b4



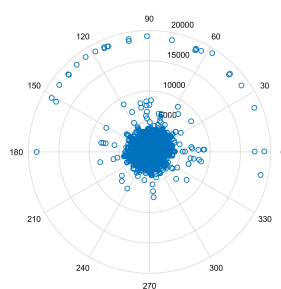
(b) b3b5



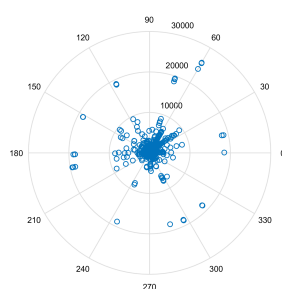
(c) b3b7



(d) b4b5



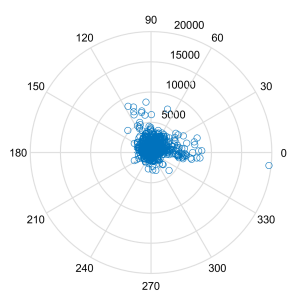
(e) b4b7



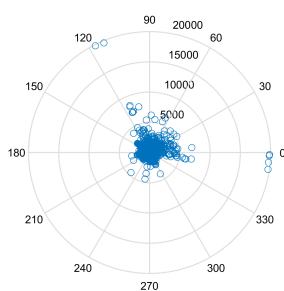
(f) b5b7

Figura 45 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Parauapebas no período 2000 e 2011.

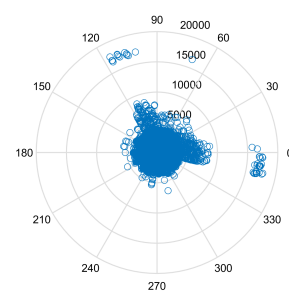
B.4 São Félix do Xingu



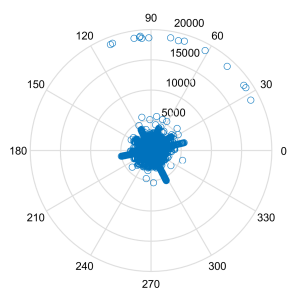
(a) b1b2



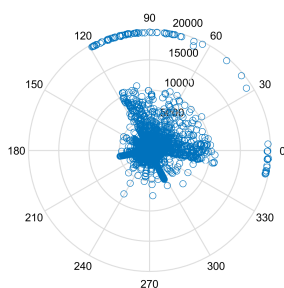
(b) b1b3



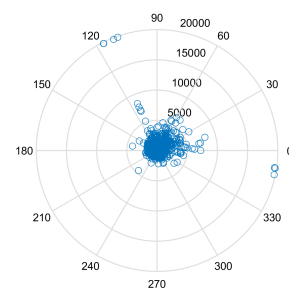
(c) b1b4



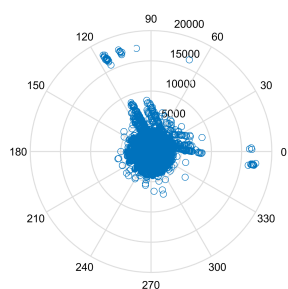
(d) b1b5



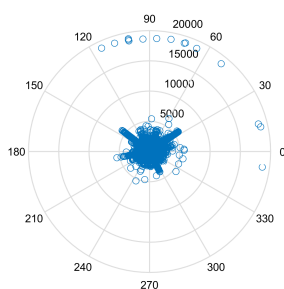
(e) b1b7



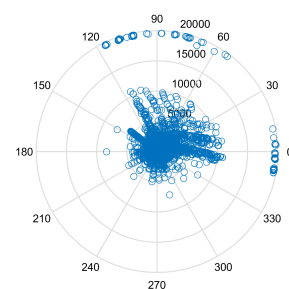
(f) b2b3



(g) b2b4

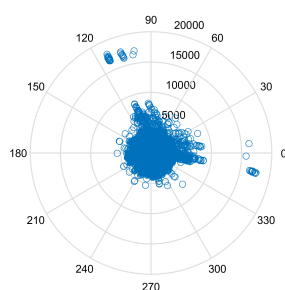


(h) b2b5

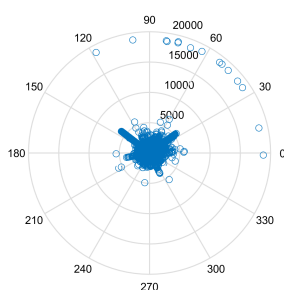


(i) b2b7

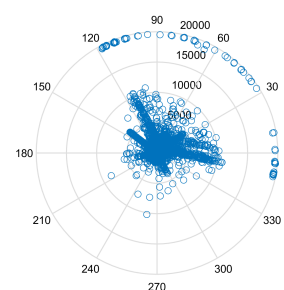
Figura 46 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de São Félix do Xingu no período 1990 e 1997.



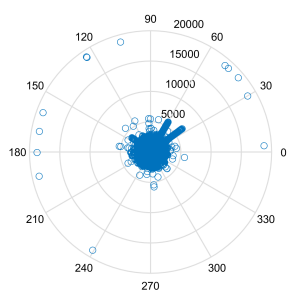
(a) b3b4



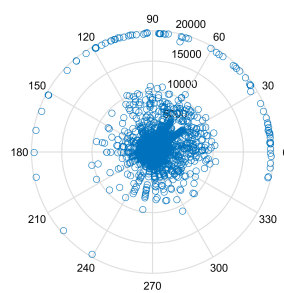
(b) b3b5



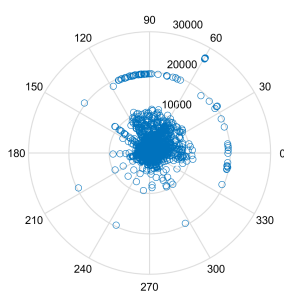
(c) b3b7



(d) b4b5

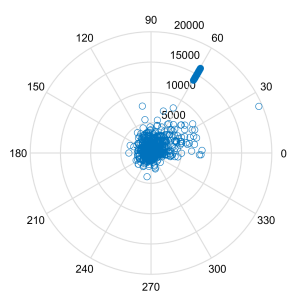


(e) b4b7

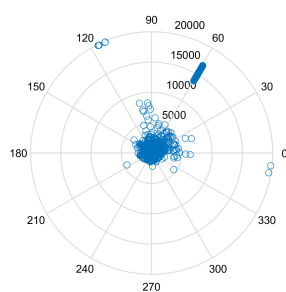


(f) b5b7

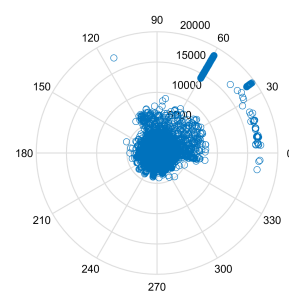
Figura 47 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de São Félix do Xingu no período 1990 e 1997.



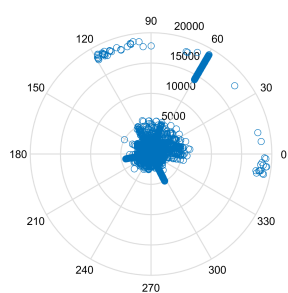
(a) b1b2



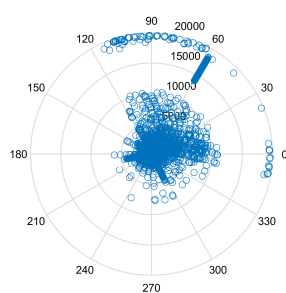
(b) b1b3



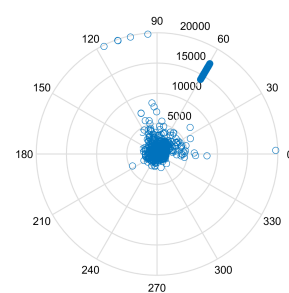
(c) b1b4



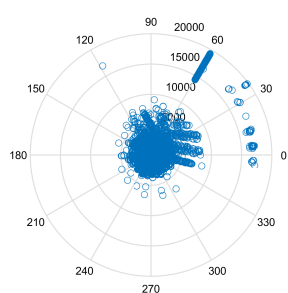
(d) b1b5



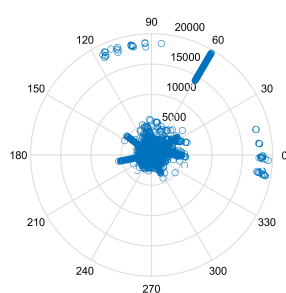
(e) b1b7



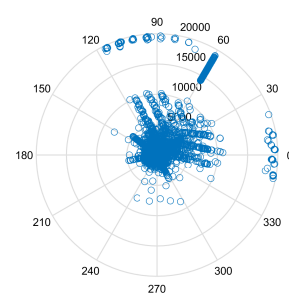
(f) b2b3



(g) b2b4

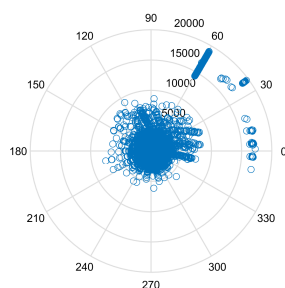


(h) b2b5

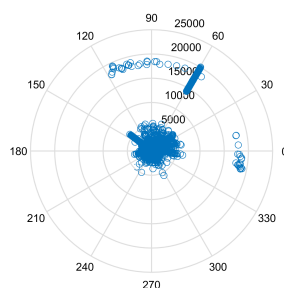


(i) b2b7

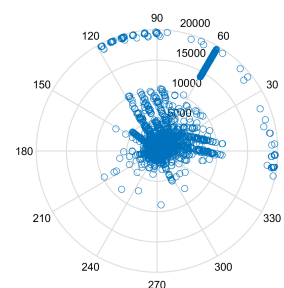
Figura 48 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de São Félix do Xingu no período 1997 e 2000.



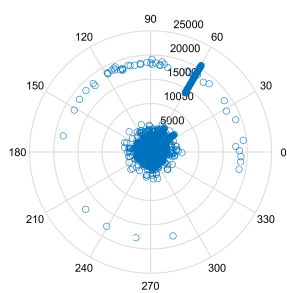
(a) b3b4



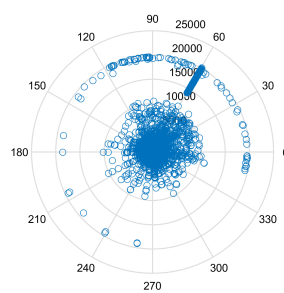
(b) b3b5



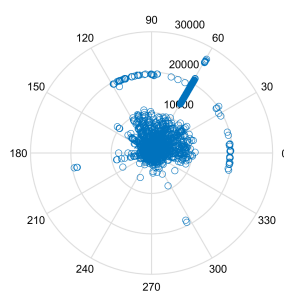
(c) b3b7



(d) b4b5

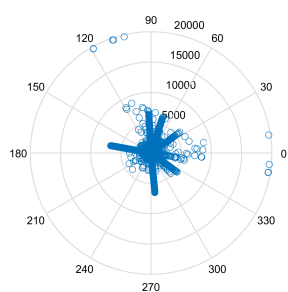


(e) b4b7

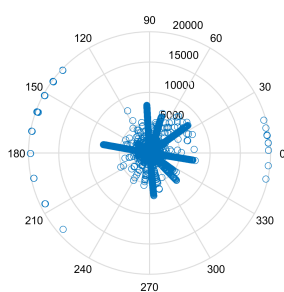


(f) b5b7

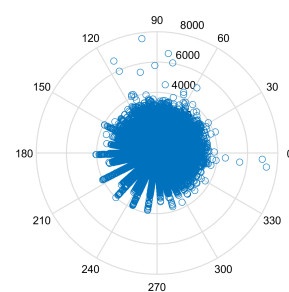
Figura 49 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de São Félix do Xingu no período 1997 e 2000.



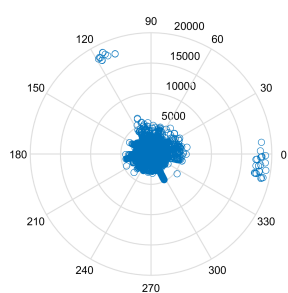
(a) b1b2



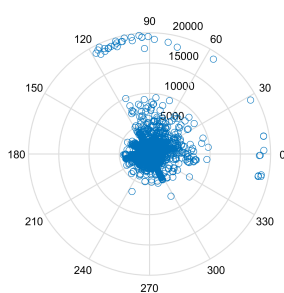
(b) b1b3



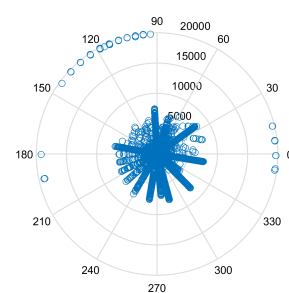
(c) b1b4



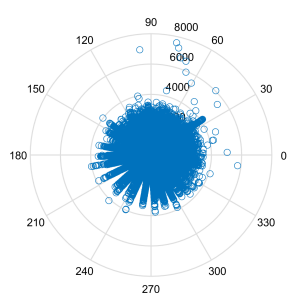
(d) b1b5



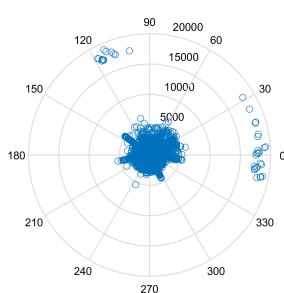
(e) b1b7



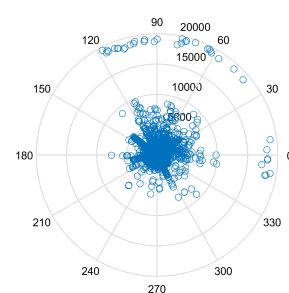
(f) b2b3



(g) b2b4

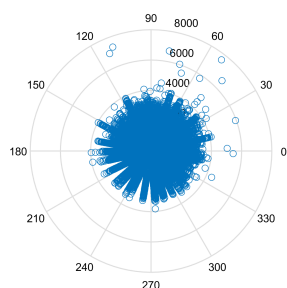


(h) b2b5

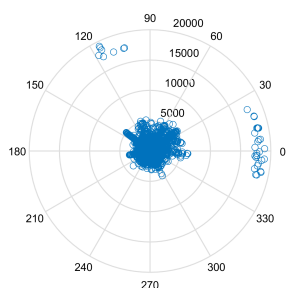


(i) b2b7

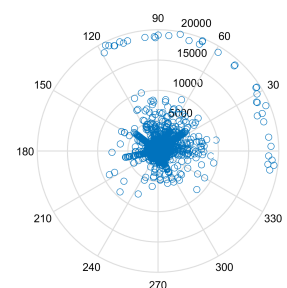
Figura 50 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de São Félix do Xingu no período 2000 e 2011.



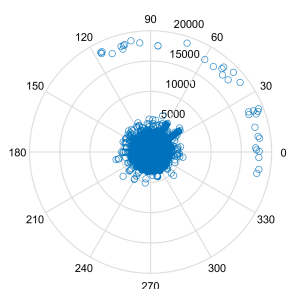
(a) b3b4



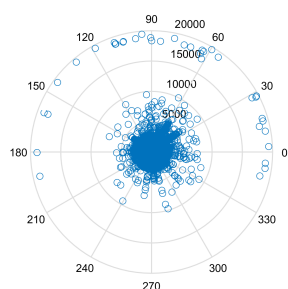
(b) b3b5



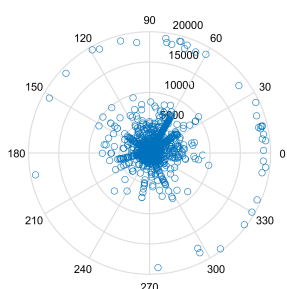
(c) b3b7



(d) b4b5



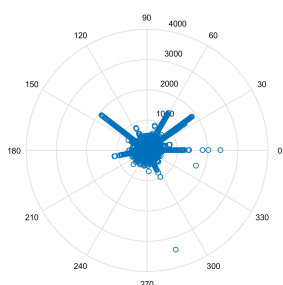
(e) b4b7



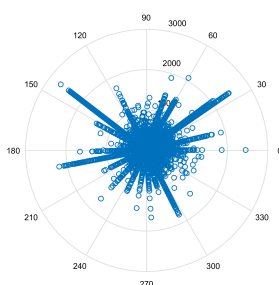
(f) b5b7

Figura 51 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de São Félix do Xingu no período 2000 e 2011.

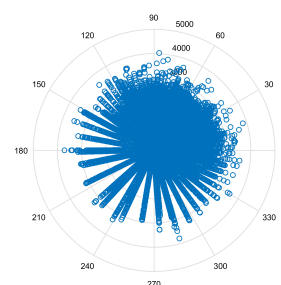
B.5 Tucumã



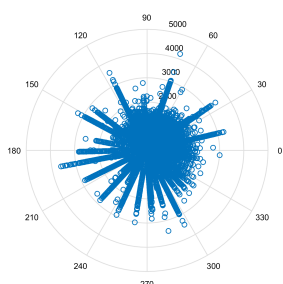
(a) b1b2



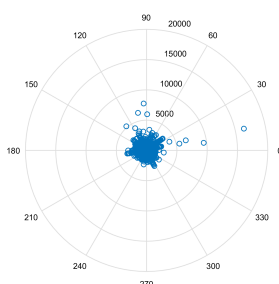
(b) b1b3



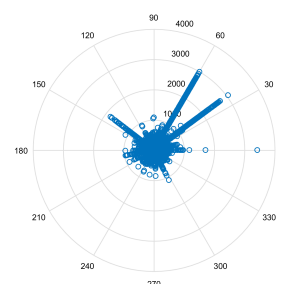
(c) b1b4



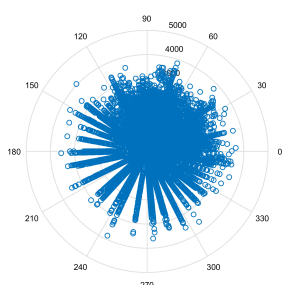
(d) b1b5



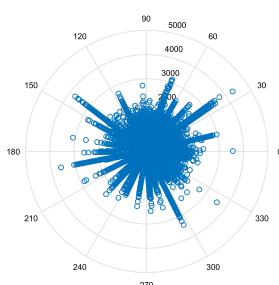
(e) b1b7



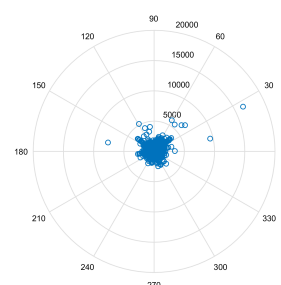
(f) b2b3



(g) b2b4

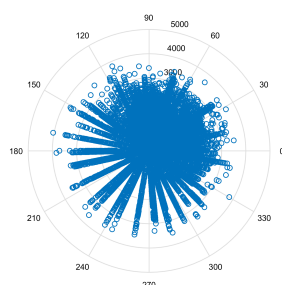


(h) b2b5

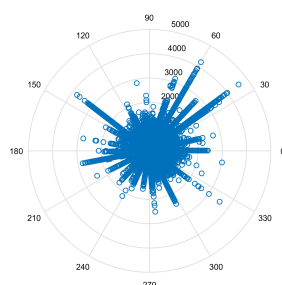


(i) b2b7

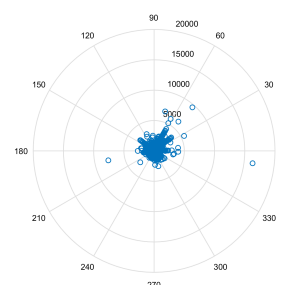
Figura 52 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Tucumã no período 1990 e 1997.



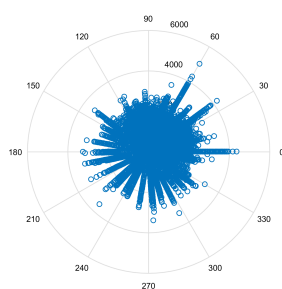
(a) b3b4



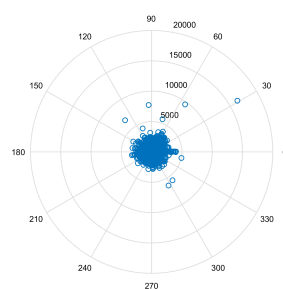
(b) b3b5



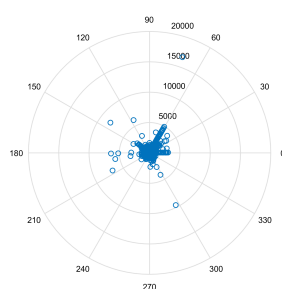
(c) b3b7



(d) b4b5

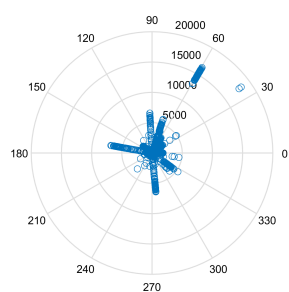


(e) b4b7

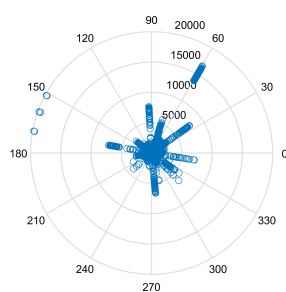


(f) b5b7

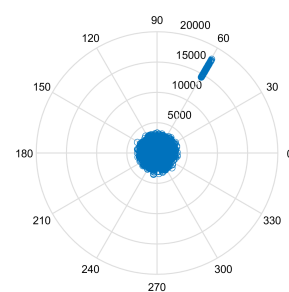
Figura 53 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Tucumã no período 1990 e 1997.



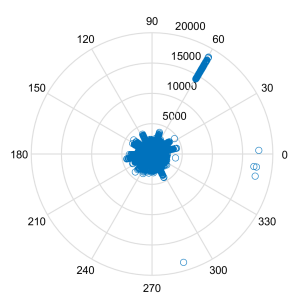
(a) b1b2



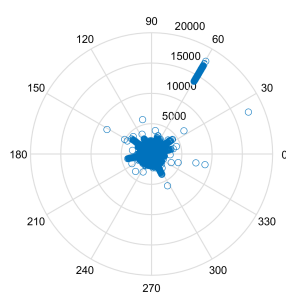
(b) b1b3



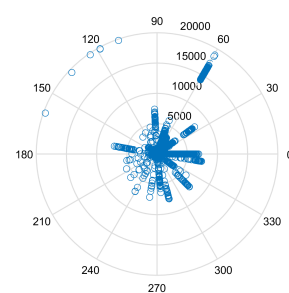
(c) b1b4



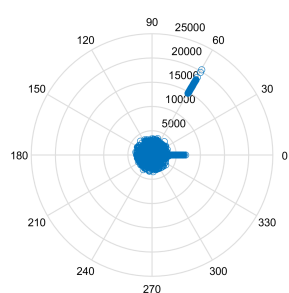
(d) b1b5



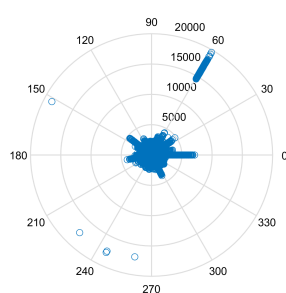
(e) b1b7



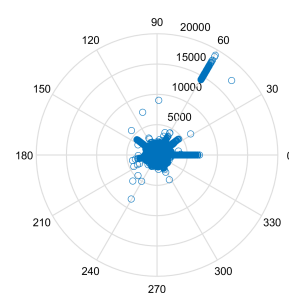
(f) b2b3



(g) b2b4

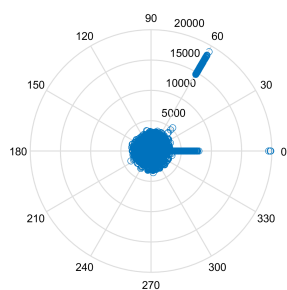


(h) b2b5

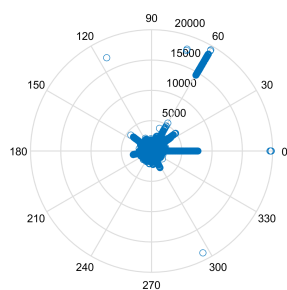


(i) b2b7

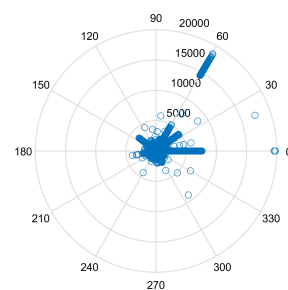
Figura 54 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Tucumã no período 1997 e 2000.



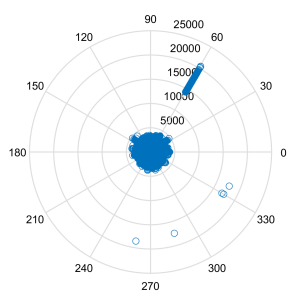
(a) b3b4



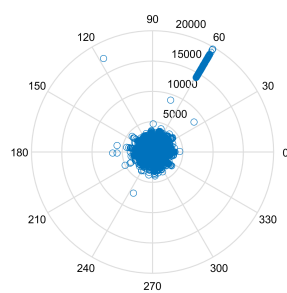
(b) b3b5



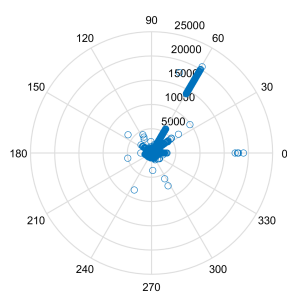
(c) b3b7



(d) b4b5

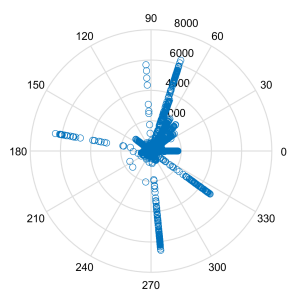


(e) b4b7

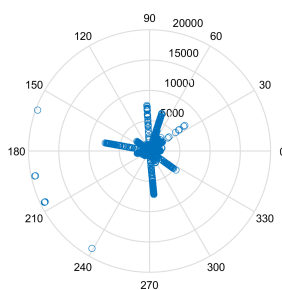


(f) b5b7

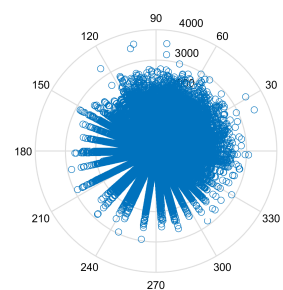
Figura 55 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Tucumã no período 1997 e 2000.



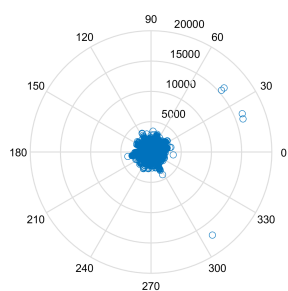
(a) b1b2



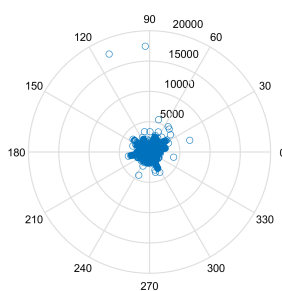
(b) b1b3



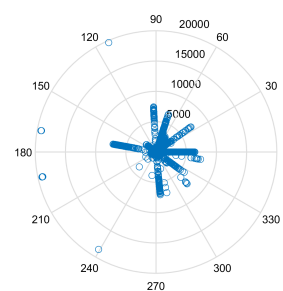
(c) b1b4



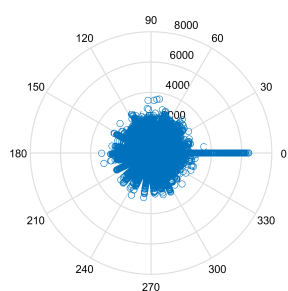
(d) b1b5



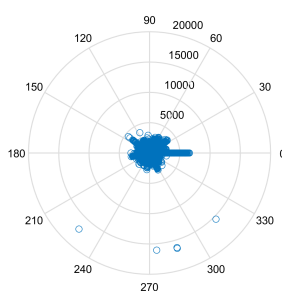
(e) b1b7



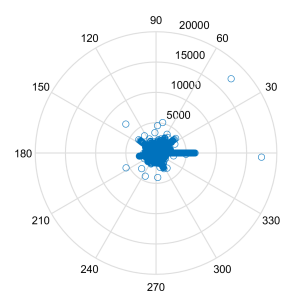
(f) b2b3



(g) b2b4

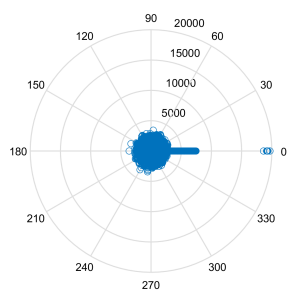


(h) b2b5

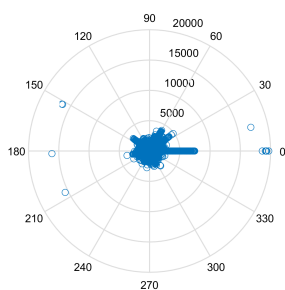


(i) b2b7

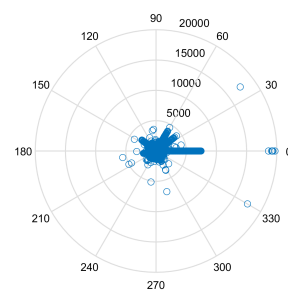
Figura 56 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Tucumã no período 2000 e 2011.



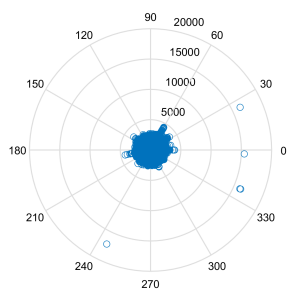
(a) b3b4



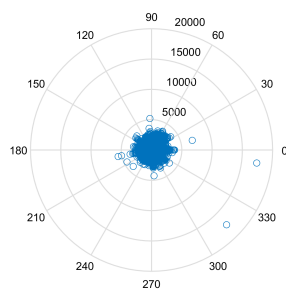
(b) b3b5



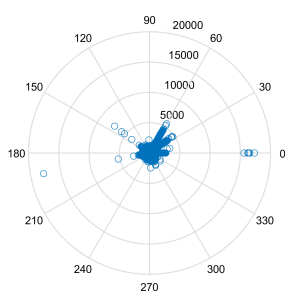
(c) b3b7



(d) b4b5



(e) b4b7



(f) b5b7

Figura 57 – Gráficos polares da relação Magnitude vs. Direção das mudanças do município de Tucumã no período 2000 e 2011.

ANEXO C – Cenas usadas durante o trabalho

Neste anexo estão elencadas as cenas usadas durante esta tese. A Figura 58 apresenta a região sobreposta com a grade de cenas do sensor TM (Landsat 5) e a Tabela 15 apresenta as imagens que foram solicitadas ao USGS. Algumas cenas possuem mais de uma entrada, uma vez que eventualmente foi necessário substituir a cena inicialmente solicitada.

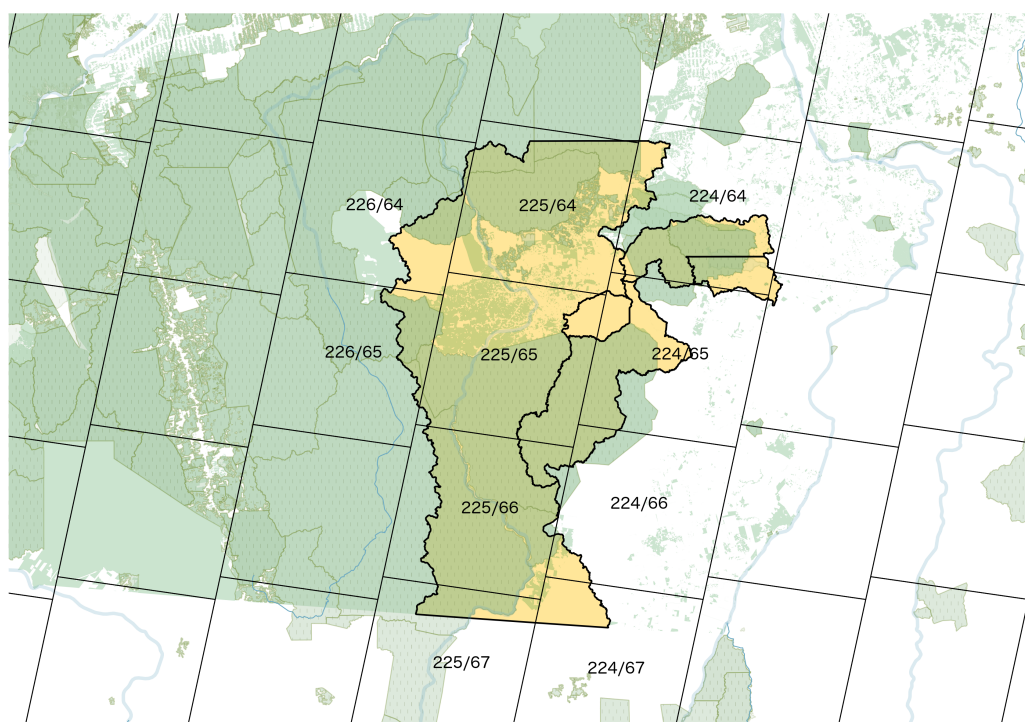


Figura 58 – Representação da região estudada sobreposta pela grade do sensor Landsat 5-TM.

Tabela 15 – Cenas solicitadas ao serviço geológico americano para compor os mosaicos utilizados durante este trabalho. As cenas em duplicidade (mas em datas diferentes) foram obtidas para eventuais substituições.

Coord.	Dia	Mês	Ano	Coord.	Dia	Mês	Ano	Coord.	Dia	Mês	Ano
223/065	14	5	1990	224/067	15	6	1990	225/066	20	8	2011
223/065	16	8	1990	224/067	20	7	1990	225/066	20	8	2011
223/065	16	7	1991	224/067	21	9	1991	225/067	22	3	1990
223/065	10	5	1993	224/067	11	6	1993	225/067	27	8	1990
223/065	15	3	1993	224/067	16	7	1993	225/067	22	6	1991
223/065	14	8	1997	224/067	18	7	1997	225/067	24	6	1991
223/065	19	8	2001	224/067	23	7	2001	225/067	16	7	1993
223/065	15	5	2011	224/067	17	8	2011	225/067	19	9	1993
224/064	15	6	1990	225/064	22	3	1990	225/067	22	6	1997
224/064	21	9	1991	225/064	17	8	1991	225/067	18	7	2000
224/064	12	8	1993	225/064	24	7	1993	225/067	20	8	2011
224/064	17	8	1997	225/064	17	7	1994	226/064	21	7	1990
224/064	21	7	2001	225/064	14	6	1997	226/064	27	8	1990
224/064	21	7	2011	225/064	18	7	2000	226/064	20	8	1991
224/065	20	7	1990	225/064	20	8	2011	226/064	24	9	1991
224/065	23	6	1990	225/065	19	8	1990	226/064	15	8	1993
224/065	17	8	1991	225/065	21	7	1991	226/064	23	8	1993
224/065	20	3	1991	225/065	22	6	1991	226/064	21	7	1997
224/065	16	8	1993	225/065	15	8	1993	226/064	21	8	2000
224/065	33	6	1993	225/065	14	6	1997	226/064	21	8	2000
224/065	18	7	1997	225/065	14	6	1997	226/064	20	8	2011
224/065	21	7	2001	225/065	18	7	2000	226/065	16	6	1990
224/065	24	6	2011	225/065	20	8	2011	226/065	27	8	1990
224/065	24	6	2011	225/065	20	8	2011	226/065	16	9	1991
224/066	23	6	1990	225/066	15	9	1990	226/065	32	9	1991
224/066	7	3	1991	225/066	19	8	1990	226/065	15	8	1993
224/066	30	7	1993	225/066	21	8	1991	226/065	17	7	1993
224/066	18	7	1997	225/066	22	6	1991	226/065	16	9	1997
224/066	21	7	2001	225/066	10	3	1993	226/065	24	6	2000
224/066	21	7	2001	225/066	19	9	1993	226/065	24	6	2000
224/066	16	6	2011	225/066	19	7	1997	226/065	22	7	2011
224/066	16	6	2011	225/066	22	8	2001				