



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"JÚLIO DE MESQUITA FILHO"
Câmpus de Sorocaba

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO em

Ciências Ambientais

LÁZARO RODRIGO DE MARINS ZURSSA

**ANÁLISE AUTOMÁTICA DO USO DO SOLO NO ENTORNO DE
RODOVIAS USANDO UMA ABORDAGEM FUZZY**

Sorocaba
2022

LÁZARO RODRIGO DE MARINS ZURSSA

**ANÁLISE AUTOMÁTICA DO USO DO SOLO NO ENTORNO DE
RODOVIAS USANDO UMA ABORDAGEM FUZZY**

Tese de Doutorado apresentada como requisito para obtenção do título de Doutor em Ciências Ambientais, junto ao Programa de Pós-Graduação do Instituto de Ciência e Tecnologia, Câmpus de Sorocaba, da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” – UNESP na Área de Diagnóstico, Tratamento e Recuperação Ambiental.

Orientador: Prof. Dr. Antônio Cesar Germano Martins

Sorocaba
2022

Z96a

Zurssa, Lazaro Rodrigo de Marins

Análise automática do uso do solo no entorno de rodovias usando uma abordagem fuzzy / Lazaro Rodrigo de Marins Zurssa. -- Sorocaba, 2022

127 p.

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista (Unesp), Instituto de Ciência e Tecnologia, Sorocaba

Orientador: Antonio Cesar Germano Martins

1. Processamento Digital de Imagens. 2. Lógica Fuzzy. 3. Classificação e segmentação de imagens. 4. Cor e Textura. 5. Rodovias. I. Título.

Sistema de geração automática de fichas catalográficas da Unesp. Biblioteca do Instituto de Ciência e Tecnologia, Sorocaba. Dados fornecidos pelo autor(a).

Essa ficha não pode ser modificada.



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

Câmpus de Sorocaba

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA TESE: ANÁLISE AUTOMÁTICA DO USO DO SOLO NO ENTORNO DE RODOVIAS USANDO
UMA ABORDAGEM FUZZY

AUTOR: LÁZARO RODRIGO DE MARINS ZURSSA

ORIENTADOR: ANTONIO CESAR GERMANO MARTINS

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Doutor em Ciências Ambientais,
área: Diagnóstico, Tratamento e Recuperação Ambiental pela Comissão Examinadora:

Prof. Dr. ANTONIO CESAR GERMANO MARTINS (Participação Presencial)
Departamento de Engenharia Ambiental / Instituto de Ciência e Tecnologia UNESP Campus de Sorocaba

Profª. Drª. MAGDA DA SILVA PEIXOTO (Participação Presencial)
Departamento de Física, Química e Matemática (DFQM) / Universidade Federal de São Carlos - Câmpus de Sorocaba

Profª. Drª. SANDRA REGINA MONTEIRO MASALSKIENE ROVEDA (Participação Presencial)
Engenharia Ambiental / Unesp ICT Sorocaba

Prof. Dr. DARLLAN COLLINS DA CUNHA E SILVA (Participação Presencial)
Departamento de Engenharia Ambiental / Unesp ICT Sorocaba

Prof. Dr. WALDEMAR BONVENTI JÚNIOR (Participação Presencial)
Faculdade de Tecnologia de Sorocaba - FATEC

Sorocaba, 30 de setembro de 2022



Dedicatória:

Única e exclusivamente dedicado a quem sempre esteve ao meu lado, me apoiando e incentivando, desde o início desse desafio até o momento – minha esposa Zurssa.

AGRADECIMENTOS

É imensa a minha gratidão a todas as pessoas que, de maneira direta ou indireta, fizeram parte deste processo: ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais da UNESP de Sorocaba, professores, coordenadores e todos os colegas e amigos, em especial aos meus amigos Wanessa, Bruno e Caique, pela parceria de todo o sempre, a meus pais Lázaro e Neuza, por estarem presentes na minha vida, ao meu orientador Prof. Dr. Antônio César Germano Martins, por ter confiando a mim esta pesquisa e pelo valioso aprendizado que tem me proporcionado ao longo desses anos, à Prof.^a Dra. Magda da Silva Peixoto – Deus coloca as pessoas certas em nossos caminhos – pelas inúmeras contribuições e aprendizagens, quando minha professora e orientadora do Mestrado e pelo rico/inesquecível incentivo à minha entrada no Programa de Doutorado, e à minha esposa Sueli Vitória Zurssa de Marins, pela colaboração fundamental no dia a dia, pela parceria, companheirismo, paciência, incentivo e amor, participando em todos os aspectos deste trabalho. Eternamente grato pela contribuição de cada um de vocês, senão nada disto seria possível.

“O que vemos não é necessariamente o que vemos...É uma total incógnita para nós o que os objetos podem ser por si só e distantes da receptividade dos nossos sentidos. Não sabemos de nada além da nossa forma de percebê-los”

Immanuel Kant

RESUMO

A malha rodoviária brasileira, tanto em pistas duplas quanto em pistas simples e/ou em alargamentos de rodovias, tem ampliado sua extensão de forma bastante significativa junto ao crescimento populacional, e os impactos provocados pelas reformas e construções vêm gerando inúmeras discussões sob o ponto de vista de suas consequências ambientais. É sabido que as construções de rodovias nunca deixarão de existir, contudo, a implantação de medidas de controle e monitoramento ambiental podem reduzir em muito os impactos negativos evitando danos irreversíveis ao meio ambiente. Este trabalho tem como objetivo o estudo e desenvolvimento de uma metodologia para a classificação e segmentação de regiões em imagens do entorno de rodovias fundamentado em Processamento Digital de Imagens e Lógica Fuzzy a partir do uso dos descritores de cor e textura que melhor caracterizam os diversificados tipos de cobertura do solo. Para isso, com auxílio do software MATLAB, criou-se um banco de dados composto por 1200 amostras (recortes de imagens) de dimensões 7×7 *pixels* que foram extraídas do entorno da rodovia Raposo Tavares, sendo 200 amostras para cada grupo de cobertura do solo considerado neste trabalho: residências, indústrias, rodovias, solos expostos, vegetações arbóreas (matas) e rasteiras (gramíneas). A partir dessas amostras foi construído um sistema baseado em Lógica Fuzzy – pelo método de Mamdani, para o reconhecimento e classificação dos tipos de cobertura do solo. Com o sistema construído, em imagens recortadas aleatoriamente do entorno da rodovia Raposo Tavares entre os quilômetros 90 e 105, a classificação é realizada *pixel a pixel* de modo que a imagem é “varrida” por uma máscara de tamanho 7×7 *pixels*, retornando assim uma matriz de valores (*pixels* centrais classificados). A partir dos *pixels* classificados foi possível implementar e realizar a segmentação das várias regiões presentes, onde os testes realizados se mostraram bastante eficientes. Pode-se, deste modo, afirmar que o trabalho proposto traz grandes contribuições para análise de regiões no entorno de rodovias permitindo assim o planejamento de ações a partir de informações obtidas de grande conjunto de imagens de forma automática.

Palavras-chave: Cor. Textura. Classificação. Segmentação. Fuzzy. Mamdani. Rodovias.

ABSTRACT

The Brazilian road network, both in double lanes and in single lanes and/or in highway widening, has expanded its extension quite significantly along with population growth, and the impacts caused by renovations and constructions have generated numerous discussions from the point of view of their environmental consequences. It is known that the construction of highways will never cease to exist, however, the implementation of environmental control and monitoring measures can greatly reduce the negative impacts, avoiding irreversible damages to the environment. This work aims to study and develop a methodology for the classification and segmentation of regions in images of the highway surroundings based on Digital Image Processing and Fuzzy Logic, using the color and texture descriptors that best characterize the different types. of ground cover. For this, with the help of the MATLAB software, a database was created composed of 1200 samples (image clippings) of dimensions 7x7 pixels that were extracted from the surroundings of the Raposo Tavares highway, with 200 samples for each land cover group considered. in this work: residences, industries, highways, exposed soils, arboreal (forests) and undergrowth (grasses) vegetation. From these samples, a system based on Fuzzy Logic was built - by the Mamdani method, for the recognition and classification of land cover types. With the system built, in images randomly cut from the surroundings of the Raposo Tavares highway between kilometers 90 and 105, the classification is performed pixel by pixel so that the image is “scanned” by a mask of size 7x7 pixels, thus returning a matrix of values (classified central pixels). From the classified pixels it was possible to implement and perform the segmentation of the various regions presented, where the tests performed proved to be quite efficient. Thus, it can be said that the proposed work brings contributions to the analysis of regions around highways, thus allowing the planning of actions based on information obtained from a large set of images automatically.

Keywords: Color. Texture. Classification. Segmentation. Fuzzy. Mamdani. Highways.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Evolução total da malha rodoviária brasileira de 1955 a 2021.....	22
Figura 2: Conceito de impacto ambiental com e sem projeto de intervenção.....	23
Figura 3: Rodovia Raposo Tavares no Estado de São Paulo	33
Figura 4: Diagrama de blocos do método proposto na tese – (a) Construção do classificador; (b) Aplicação	34
Figura 5: Convenção dos eixos para representação de imagens digitais.....	35
Figura 6: Primeira imagem digital processada em um computador, por Russell Kirsch	36
Figura 7: Etapas fundamentais em PDI.....	38
Figura 8: Representação do espectro eletromagnético	40
Figura 9: Ilustração do espaço de cor RGB – (a) e (b) Cubo de cores RGB; (c) Os três componentes de cor de um <i>pixel</i> colorido dispostos em um vetor de coluna.....	42
Figura 10: Espaço de cor HSV	43
Figura 11: Espaço de cor Lab.....	44
Figura 12: Exemplos de texturas – (a) e (b) (quase-) periódicas; (c) e (d) aleatórias	46
Figura 13: Imagem em tons de cinza e respectivo histograma	47
Figura 14: Texturas de aspectos visuais diferentes, mas com mesmo histograma	49
Figura 15: Descrição dos ângulos θ para a distância $d = 1$	50
Figura 16: Exemplo de matriz de coocorrência na orientação 0°	51
Figura 17: Representação do conjunto fuzzy B	56
Figura 18: Operações com subconjuntos fuzzy – (a) Conjunto Fuzzy A ; (b) Conjunto fuzzy B ; (c) União; (d) Intersecção; (e) Complemento.....	58
Figura 19: Ilustração gráfica para funções de pertinência – (a) Triangular; (b) Trapezoidal ..	60
Figura 20: Esquema geral de um Sistema de Inferência Fuzzy	63

Figura 21: Sumário dos diferentes métodos de defuzificação.....	66
Figura 22: Mapa de localização da área de estudo na Rodovia Raposo Tavares.....	67
Figura 23: Processo de construção de recortes para o banco de imagens – (a) Imagem aérea, (b) Sub-imagem do entorno da rodovia, (c) Recorte de área residencial, (d) Recorte de área industrial, (e) Recorte de área de rodovias, (f) Recorte de área de solo exposto, (g) Recorte de área de vegetação arbórea, (h) Recorte de área de vegetação rasteira.....	68
Figura 24: Exemplos de tipos de cobertura do solo – (a) Residencial, (b) Industrial, (c) Rodovia, (d) Solo Exposto, (e) Vegetação Arbórea, (f) Vegetação Rasteira	69
Figura 25: Mosaico com recortes do banco de imagens (dimensões 7 x 7 <i>pixels</i>)	70
Figura 26: Separação dos canais <i>H</i> , <i>S</i> e <i>V</i> (à esquerda), <i>R</i> , <i>G</i> e <i>B</i> (à direita) e <i>A</i> (abaixo).....	72
Figura 27: Descritor <i>D3</i> em área de Vegetação Arbórea (Canal <i>V</i> do modelo de cor HSV) ..	73
Figura 28: Ilustração gráfica para os valores do descritor <i>D1</i> em relação à cobertura do solo	74
Figura 29: Ilustração gráfica para os valores do descritor <i>D2</i> em relação à cobertura do solo	74
Figura 30: Ilustração gráfica para os valores do descritor <i>D3</i> em relação à cobertura do solo	75
Figura 31: Ilustração gráfica para os valores do descritor <i>D4</i> em relação à cobertura do solo	75
Figura 32: Ilustração gráfica para os valores do descritor <i>D5</i> em relação à cobertura do solo	77
Figura 33: SIF usado na classificação da Cobertura do Solo	79
Figura 34: Função de pertinência para a variável <i>D1</i>	80
Figura 35: Função de pertinência para a variável <i>D2</i>	81
Figura 36: Função de pertinência para a variável <i>D3</i>	82

Figura 37: Função de pertinência para a variável <i>D4</i>	83
Figura 38: Função de pertinência para a variável <i>D5</i>	84
Figura 39: Gráfico relação <i>D1</i> x <i>D2</i>	85
Figura 40: Gráfico relação <i>D1</i> x <i>D3</i>	85
Figura 41: Gráfico relação <i>D1</i> x <i>D5</i>	86
Figura 42: Gráfico relação <i>D4</i> x <i>D5</i>	86
Figura 43: Variáveis de saída Cobertura do Solo – Residencial (RE); Solo Exposto (SE); Industrial (IN); Rodovia (RO); Vegetação Arbórea (VA); Vegetação Rasteira (VR)	93
Figura 44: Conjunto de saída do SIF para Cobertura do Solo	96
Figura 45: Resultado do sistema para a sub-imagem 1 – (a) Sub-imagem do entorno da Rodovia Raposo Tavares na altura do km 102; (b) Imagem classificada e segmentada	97
Figura 46: Resultado para áreas residenciais	98
Figura 47: Recortes de áreas industriais.....	99
Figura 48: Recortes de áreas de rodovias.....	99
Figura 49: Recortes de áreas de solo exposto	100
Figura 50: Recortes de áreas de vegetação arbórea.....	100
Figura 51: Recortes de áreas de vegetação rasteira.....	101
Figura 52: Resultado do sistema para a sub-imagem 2 – (a) Sub-imagem do entorno da Rodovia Raposo Tavares na altura do km 100; (b) Imagem classificada e segmentada	101
Figura 53: Mosaico com recortes, por tipo de cobertura do solo, das imagens processadas – (a) Residencial; (b) Industrial; (c) Rodovia; (d) Solo Exposto; (e) Vegetação Arbórea; (f) Vegetação Rasteira	102
Figura 54: Resultado do sistema para a sub-imagem 3 – (a) Sub-imagem do entorno da Rodovia Raposo Tavares na altura do km 95; (b) Imagem classificada e segmentada	103

Figura 55: Mosaico com recortes, por tipo de cobertura do solo, de imagens processadas –	
(a) Residencial; (b) Industrial; (c) Rodovia; (d) Solo Exposto; (e) Vegetação Arbórea; (f)	
Vegetação Rasteira	104
Figura 56: Resultado do sistema para a sub-imagem 4 – (a) Sub-imagem para teste do	
sistema (b) Resultado da classificação e segmentação	105
Figura 57: (a) Sub-imagem 5 do entorno da Rodovia Raposo Tavares na altura do km 102;	
(b) Imagem classificada e segmentada	106
Figura 58: Resultado da classificação e segmentação, do sistema, para imagens retiradas do	
Google Earth Pro – (a) Sub-imagem do entorno da Rodovia Raposo Tavares na altura do km	
92 – ano 2014; (b) Sub-imagem do entorno da Rodovia Raposo Tavares na altura do km 92 –	
ano 2021	107

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Cobertura e quantidade de imagens.....	70
Tabela 2: Intervalo de valores dos descritores para cada cobertura do solo.....	78
Tabela 3: Classificação Baixo/Médio/Alto para os tipos de Cobertura	79
Tabela 4: Variável linguística <i>D1</i>	80
Tabela 5: Variável linguística <i>D2</i>	81
Tabela 6: Variável linguística <i>D3</i>	82
Tabela 7: Variável linguística <i>D4</i>	83
Tabela 8: Variável linguística <i>D5</i>	84
Tabela 9: Conjunto de regras – 1º grupo.....	88
Tabela 10: Conjunto de regras – 2º grupo.....	89
Tabela 11: Valores do conjunto de saída do Sistema	92
Tabela 12: Matriz de confusão com os dados fornecidos pelo SIF para Cobertura do Solo...	96

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ADPLICM	= Informações locais flexíveis adaptativas
B	= Canal B do espaço de cor RGB
BIA	= Bissetor de Área
CIE	= <i>Commission Internationale de Éclairage</i>
CLAHE	= Histograma limitado pelo Contraste
CMKY	= Modelo de cor CMKY
CNT	= Confederação Nacional do Transporte
COA	= Centro de Área
COG	= Centro de Gravidade
D1	= Descritor 1
D2	= Descritor 2
D3	= Descritor 3
D4	= Descritor 4
D5	= Descritor 5
DEM	= <i>Digital Elevation Model</i>
F	= Subconjunto Fuzzy
FCM	= Fuzzy <i>c-means</i>
G	= Canal G do espaço de cor RGB
GB	= <i>Gigabyte</i>
GEE	= <i>Google Earth Engine</i>
GEIPOT	= Grupo Executivo de Integração de Política de Transporte
GLCM	= <i>Gray Level Cooccurrence Matrix</i>
GPS	= <i>Global Positioning System</i>
H	= Canal H do espaço de cor HSV
HSI	= Modelo de cor HSI
HSV	= Modelo de cor HSV
IN	= Industrial
INPE	= Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
Lab	= Modelo de cor Lab
LOM	= Maior dos Máximos

LUCT	= Mapas de Uso e Cobertura do Solo
LUCL	= Cobertura e Uso do Solo
MAXVER	= Classificação Segmentada de Máxima Verossimilhança
MB	= <i>Megabyte</i>
MOM	= Média dos Máximos
NDVI	= <i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
NTSC	= Padrão de cor NTSC
PFCM	= <i>Possibilistic Fuzzy c-means</i>
PCM	= <i>Possibilistic c-means</i>
PINFI	= Processador de Imagens Neuro-fuzzy para a Indústria
PCM-S	= Possibilísticos <i>c-means</i> com restrições espaciais
PDI	= Processamento Digital de Imagem
PLICM	= Informações locais possibilísticos <i>c-means</i>
Pixel	= <i>Picture Element</i>
R	= Canal R do espaço de cor RGB
$\mathcal{R}$	= Relação Fuzzy
RAM	= <i>Random Access Memory</i>
RE	= Residencial
RCN	= <i>Radiometric Rotation Controlled by Nonchan geaxis</i>
RGB	= Modelo de cor RGB
RNA	= Rede Neural Artificial
RO	= Rodovia
ROI	= <i>Regions of Interest</i>
S	= Canal S do espaço de cor HSV
SAVI	= Índice de Vegetação Ajustada ao Solo
SBRF	= Sistema Baseado e Regras Fuzzy
SE	= Solo Exposto
SIF	= Sistema de Inferência Fuzzy
SIG	= Sistema de Informação Geográfica
SOM	= Mínimo dos Máximos
SPD	= Distribuição Espacial de Potência
TB	= <i>Terabyte</i>
TM	= <i>Thematic Mapper</i>
TWI	= Índice de Umidade Topográfica

U	= Conjunto Universo
V	= Canal V do espaço de cor HSV
VA	= Vegetação Arbórea
VR	= Vegetação Rasteira
XYZ	= Modelo de cor XYZ
YcbCr	= Modelo de cor YCbCr
YIQ	= Modelo de cor YIQ

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	19
1.2	Objetivos	20
1.2.1	Objetivos Gerais	20
1.2.2	Objetivos Específicos	20
1.3	Motivação e Justificativa	21
1.4	Impactos ambientais causados pelas construções de rodovias	23
1.5	Trabalhos relacionados à análise automática do uso e cobertura do solo	25
1.6	Trabalhos relacionados a classificação/segmentação de imagens por meio de lógica fuzzy	29
1.7	Rodovia Raposo Tavares	33
1.8	Método proposto	33
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	35
2.1	Imagem Digital	35
2.3	Processamento Digital de Imagem	37
2.4	Descritores	39
2.5	Características de cor em imagens digitais	39
2.6	Características de textura em imagens digitais	45
2.7	Segmentação	53
2.8	Classificação	53
2.9	Classificadores	54
2.10	Tópicos de Lógica Fuzzy	54
2.10.1	Lógica Fuzzy	55
2.10.2	Conjuntos fuzzy	55
2.10.3	Operações entre conjuntos fuzzy	57
2.10.4	Número fuzzy	58

2.10.5	Relações fuzzy.....	60
2.10.6	Sistema de Inferência Fuzzy (SIF)	62
3	MATERIAIS E MÉTODOS	67
3.1	Área de estudo	67
3.2	Materiais	68
3.3	Métodos	71
3.3.1	Pré-Processamento das imagens.....	71
3.3.2	Extração de Características de Cor e Textura	71
3.3.3	Construção do SIF.....	78
3.3.4	Classificação <i>pixel a pixel</i>	93
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	95
4.1	Classificação das coberturas do solo	95
4.2	Segmentação das imagens	97
5	CONCLUSÕES.....	108
	REFERÊNCIAS.....	110
	ANEXOS.....	126

1 INTRODUÇÃO

1.1 Considerações iniciais

Com o desenvolvimento da tecnologia, juntamente com os avanços na modernização de computadores, as técnicas de Processamento Digital de Imagens (PDI) estão cada vez mais eficientes, e com aplicações em quase todos os ramos da atividade humana (SOUSA e OLIVEIRA, 2019; INOCENCIO et. al., 2020; SILVA, 2021). No vasto domínio da área de estudos em PDI, a análise de imagens aéreas tem se tornado bastante relevante a fim de obter informações necessárias na diferenciação de regiões de interesse (GONZALES e WOODS, 2010; FRUTUOSO, 2016; OLIVEIRA e SILVA, 2019; CARDIM, 2019; ALBUQUERQUE SILVA, 2021). Dentre as diversas características de uma imagem, a textura é uma das mais relevantes, uma vez que possui fontes ricas de informações, porém, apresenta alto grau de complexidade em diversas áreas de aplicações como sensoriamento remoto, identificação de plantas, imagens médicas, dentre muitas outras (SÁ JUNIOR, 2013; CARDIM, 2019; HOHLER, 2021).

Um dos problemas mais desafiadores no reconhecimento automático de padrões é a segmentação e classificação de texturas. Várias estratégias têm sido propostas na literatura, principalmente os baseados em estatísticas de segunda ordem e análise espectral (HARALICK, SHANMUGAM e DINSTEN, 1973; NASCIMENTO, 2003; ROCHA et al., 2007; BELIAKOV, JAMES e TROIANO, 2008; RUIZ, GUASSELLI e CATEN, 2017; FREITAS, 2016; NETA, BIAS e SANTOS, 2018; ANJOS, 2021). Contudo, neste trabalho será apresentada uma metodologia diferente para a análise de imagens aéreas dos tipos de cobertura do solo do entorno das rodovias.

O padrão em PDI, segundo a literatura, é segmentar para então classificar as regiões de uma imagem de acordo com a área de interesse (GONZALES e WOODS, 2010; GONZALES, WOODS e EDDINS, 2017; BACKES e SÁ JUNIOR, 2016; SOLOMON e BRECKON, 2016; MARTINS, 2018; ROCHA, 2021). Neste trabalho, é realizado a classificação para posterior segmentação. Motivo este, deve-se pela metodologia de classificação abordada – na imagem da área de estudo, é aplicada uma máscara com dimensões 7×7 pixels e, com base/análise dos 49 pixels da máscara, é feito a classificação do pixel central. Pixel a pixel, do início ao fim, a

máscara percorre a imagem resultando numa matriz de valores com os *pixels* já classificados de acordo com a cobertura do solo. A próxima etapa é aplicar um limiar e segmentar a imagem.

Continua nas próximas seções deste Capítulo, a apresentação dos objetivos, motivação e metodologia aplicada na tese sendo desenvolvida.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivos Gerais

O objetivo principal desta tese é apresentar uma nova metodologia de classificação e segmentação de imagens do entorno de rodovias se fundamentado em conceitos de PDI para a extração dos descritores de cor e textura, e Lógica Fuzzy para a análise automática por meio de um sistema de inferência fuzzy (SIF) pelo método de Mamdani.

1.2.2 Objetivos Específicos

Além da revisão bibliográfica em relação aos métodos de classificação e segmentação de imagens aéreas por PDI e SIF, este trabalho tem como objetivos específicos:

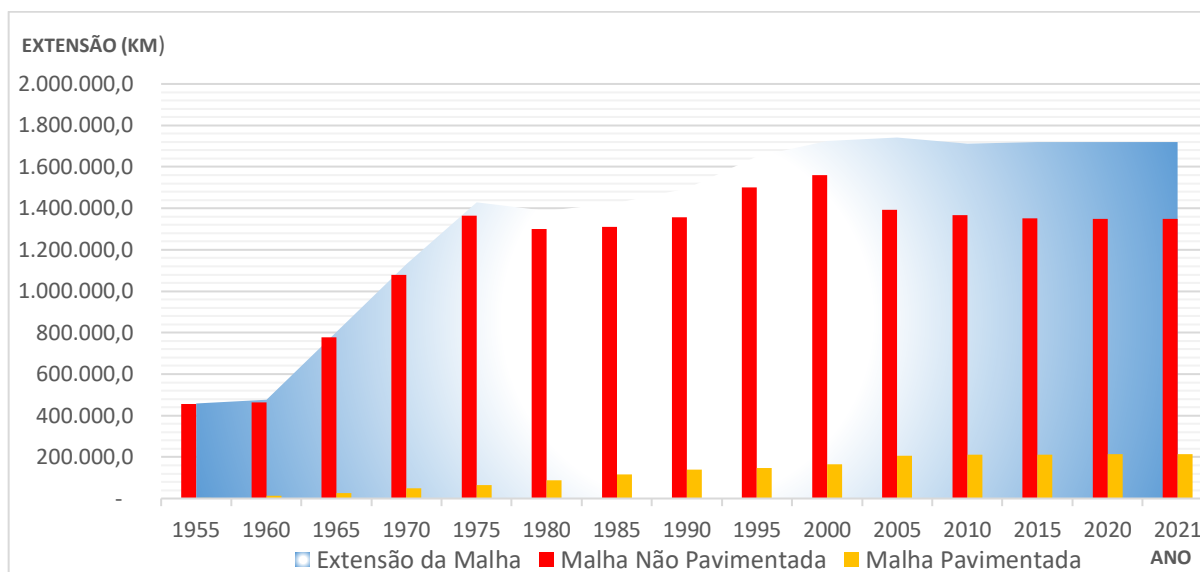
- ❖ Analisar os tipos de cobertura do solo no entorno da rodovia Raposo Tavares entre os quilômetros 90 e 105;
- ❖ Estudar e analisar visualmente as características de uma imagem;
- ❖ Estudar e criar técnicas de PDI para a extração dos descritores de cor e textura das imagens;
- ❖ Identificar os descritores para a classificação automática dos tipos de coberturas do solo;
- ❖ Estudar e criar técnicas de SIF pelo método de Mamdani aplicadas ao processo de classificação dos *pixels* das imagens;
- ❖ Treinar e validar um sistema capaz de segmentar regiões em imagens aéreas no entorno das rodovias de maneira automática;
- ❖ Contribuir para a inserção mais ampla do processamento automático de imagens e de técnicas de lógica fuzzy no âmbito das ciências ambientais;
- ❖ Contribuir para a discussão do uso de descritores de cor e textura no processo de análise de imagens aéreas;
- ❖ Analisar os resultados obtidos, entendendo as vantagens e limitações dos métodos de classificação e segmentação;

1.3 Motivação e Justificativa

A idade da Terra é estimada em aproximadamente 4,5 bilhões de anos, enquanto o tempo de existência do ser humano gira em torno de 1,5 a 2,4 milhões de anos (BRYSON, 2020). Comparando o tempo de existência do homem à idade terrena, percebe-se que sua existência é insignificante em relação a esse tempo geológico (CUNHA, 2012). Por outro lado, desde que o homem surgiu na Terra suas atividades cotidianas têm provocado diversas mudanças no meio ambiente. Com o crescimento da população e o advento da revolução industrial, estas mudanças foram intensificando-se e tornando cada vez mais significativas e, consequentemente, induzindo a grandes construções de obras de engenharia proporcionando ligações entre diversas regiões fornecendo rapidez, praticidade e economia no transporte de pessoas e cargas, além da geração de emprego e distribuição de renda (ALVARENGA e ALMEIDA, 2014; VILHENA e SILVA, 2017; SALOMÃO et al., 2019; CARNEIRO et. al., 2021).

Contudo, tais atividades provocam sérias modificações nos meios físicos, bióticos e antrópicos. Um exemplo de mudança do meio devido à ação antrópica é a construção de rodovias que, apesar da importância para o deslocamento de pessoas e materiais, acarretam alterações das áreas próximas e, consequentemente, a degradação ambiental e elevação dos riscos para a preservação dos recursos naturais (SILVA, 2020).

Dentre todos os países com as maiores malhas rodoviárias mundiais, o Brasil possui grande extensão territorial se posicionando na 4ª colocação, sendo os três primeiros, EUA, China e Índia, respectivamente (SANTOS, NÓBREGA e MAGDALENO, 2016; SANTOS et. al., 2014; MARINS ZURSSA e MARTINS, 2022). É apresentada na **Figura 1**, a evolução total da malha rodoviária brasileira (em intervalos de cinco anos) de 1955 a 2021, cuja construção se deu a partir de dados do Ministério dos Transportes: Empresa Brasileira de Planejamento de Transportes – antes conhecida como Grupo Executivo de Integração da Política de Transportes (GEIPOT) – nos Anuários Estatísticos 1970-1976, 1978, 1982 e 1985 (IBGE, 2021; GEIPOT, 2021) e do Anuário CNT (Confederação Nacional do Transporte) de Transportes: Estatísticas Consolidadas (ANUÁRIO CNT DO TRANSPORTE, 2021). Ressalta-se que as informações de extensão da malha apresentadas no gráfico da **Figura 1** não representa, necessariamente, a soma total entre malhas não pavimentadas e malhas pavimentadas, já que existe outros fatores que compõem a malha viária total (ver PESQUISA CNT DE RODOVIAS, 2021) e que não foi necessário destacar neste estudo.

Figura 1: Evolução total da malha rodoviária brasileira de 1955 a 2021

Fonte: Organizado pelo autor

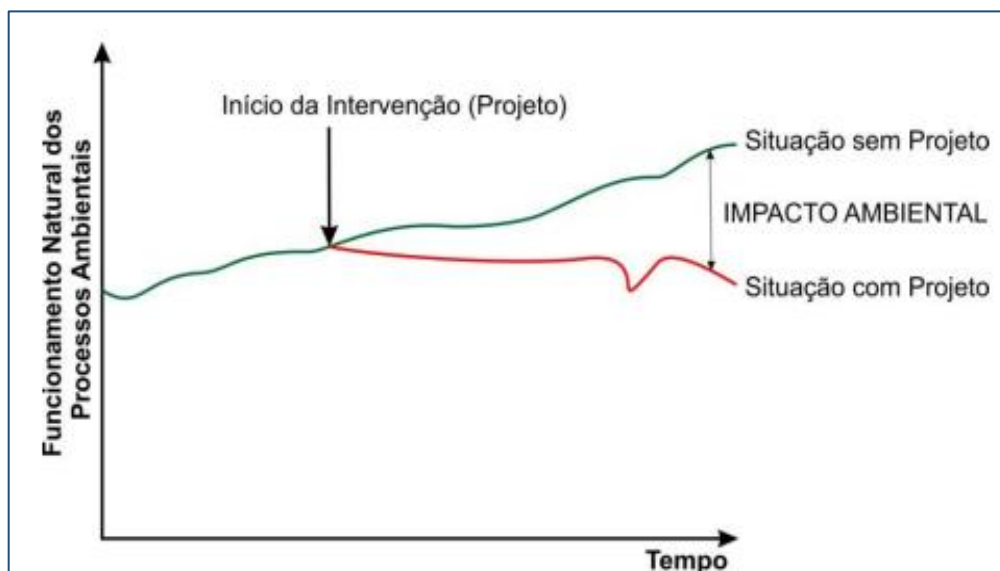
As construções de rodovias, em todas as suas etapas - planejamento, implantação e operacional – configuram-se numa barreira permanente para o processo de evolução natural, sendo que a análise desses impactos ambientais poderia e deveria ser feita de forma contínua, que não é sempre o que acontece no Brasil, substancialmente, pela excessiva quantidade de informações que devem ser analisadas em trechos únicos de uma rodovia. Por esse lado, quanto maior a automaticidade do processo de análise, mais eficiência terá o especialista ambiental nas avaliações, verificações de modelos, aplicações e o desenvolvimento de políticas de mitigação e conservação do meio (BANDEIRA e FLORIANO, 2004; FERREIRA, 2012; FOGLIATTI et al., 2004; NAIME, 2009; POLIDORO e BARROS, 2012; LEITE, 2021; COSTA e PIMENTEL, 2022).

Com o aumento das construções de rodovias ou até mesmo das duplicações e/ou alargamentos, sérias modificações ocorrem nos meios bióticos, antrópicos e físicos produzindo inúmeras implicações negativas para o meio ambiente. Um exemplo dessas consequências elencadas é o uso e a ocupação do solo no entorno das rodovias, motivo suficiente para uma série de análises bem detalhadas em relação à evolução.

As construções de rodovias jamais deixarão de existir, assim como reformas, porém os impactos necessitam de serem observados já no seu planejamento. Ferreira (2012), Fonseca (2015) e Leite (2021) relacionam esse planejamento como um fator de extrema importância para minimizar ou compensar tais impactos e com capacidade de ampliar a viabilidade ambiental do empreendimento, isto é, reduzir o seu potencial de acarretar impactos ambientais

negativos (FERREIRA, 2012). A **Figura 2** apresenta o conceito de impacto ambiental em situações com e sem um projeto de intervenção, de acordo com a teoria de Sanchez (2008).

Figura 2: Conceito de impacto ambiental com e sem projeto de intervenção



Fonte: FONSECA (2015)

Já, para Panazollo et al. (2012) e Moura e Monteiro (2021), mesmo com medidas de prevenção sempre ocorrerá impactos, tanto positivos como negativos, contudo, o estudo e implantação de medidas de controle e monitoramento ambiental colaboram na redução e/ou atenuação de grande parte dos impactos negativos e potencializam os positivos, medidas estas são fundamentais para que se evite irreversíveis danos ao meio ambiente (PANAZOLLO et al., 2012; MOURA e MONTEIRO, 2021).

Nas próximas seções serão apresentados os principais estudos sobre os impactos ambientais causados pelas construções de rodovias.

1.4 Impactos ambientais causados pelas construções de rodovias

Para Faria, Pires e Abra (2022), as construções de rodovias causam incontáveis transtornos para a gestão e conservação da biodiversidade, tanto pela perda e fragmentação de habitats e os elevados índices de impactos à biodiversidade pelo aumento das chances de incêndios florestais criminais ou acidentais, devido ao trânsito de pessoas, bem como a poluição do solo, do ar e da água, quanto pela poluição visual e sonora, alterações microclimáticas e dispersão de espécies exóticas, além dos atropelamentos da fauna, principais causas de remoção

não natural de indivíduos silvestres. Os autores realizaram uma pesquisa de campo no trecho de 14km da SP 613 que transpõe o Parque Estadual do Morro do Diabo - PEMD. para monitoramento de animais atropelados, registrando a morte de 233 animais distribuídos em 15 ordens, 28 famílias e 33 espécies impactadas.

Sansolo (2020) verificou em seus estudos, no interflúvio das bacias do Rio Purus e Madeira, no sul do estado do Amazonas, mais especificamente na Reserva de Desenvolvimento Sustentável Igapó Açu, atravessada pela rodovia BR 319, que as construções de rodovias podem ocasionar inúmeros impactos ambientais como, por exemplo, o desmatamento da floresta pelo avanço de madeireiras, de pequenos e grandes produtores, chegando a até 50 km de cada lado da estrada, o chamado “efeito espinha de peixe” – isso não se aplica em São Paulo.

Para Gomes et al (2019), a ampliação e/ou a construção de uma infraestrutura rodoviária gera, automaticamente, inúmeras consequências negativas para o meio biótico como, por exemplo, afastamento e espantamento da fauna, interferência de vibrações e ruídos, aumento dos efeitos de bordas, pisoteamento de flora e invertebrados, elevação do grau de fragmentação do habitat, alterações na dinâmica das águas profundas e superficiais, intervenções em áreas de unidades de conservação e preservação, alteração no nível de risco de ocorrências de incêndios florestais, risco de supressão de espécies ameaçadas de extinção, alteração na ecologia da fauna aquática, diminuição da cobertura vegetal e alto índice de atropelamentos de fauna, variando em natureza, dimensão, influência, ciclicidade, prazo e reversibilidade.

Salomão et al (2019), em seus estudos, denominam os impactos negativos causados pelas pavimentações e construções de rodovias como catastróficas e enormes, sendo que durante o período de operação da rodovia, esses problemas podem se estender por tempo indeterminado. Dentre tais impactos, citam os sociais, estruturais e ambientais. O primeiro é causado pelo acréscimo do tráfego de veículos de grande porte que afetam as estruturas residenciais, pela falta de sinalização, pelo aumento de acidentes e ruídos causados pelos veículos e aglomerações de barracos e casas nas margens das rodovias. O segundo impacto é causado pela deterioração da pista, pela falta de passagem para pedestres e animais, pela falta de sinalização e limpeza das vias e despejo de água e lama na pista. Por último, os impactos ambientais que são causados já no processo de construção da rodovia, que é o desmatamento da vegetação local levando a sérias modificações do ecossistema e à extinção da fauna, postergando pela interrupção de corredores ecológicos, animais soltos na pista causando acidentes, bem como a morte destes animais, erosão de taludes e ineficiências nas canaletas e canais pluviais.

Para Andrade e Tavares (2017), a duplicação de rodovias federais causa significativos impactos negativos nos meios urbanísticos, de acessibilidade e de mobilidade, como dificuldades de travessias em passarelas, distancias da localização de retornos, insegurança nas travessias e efeito de barreiras.

Hegel et al (2012) desenvolveram um estudo de caso sobre as ampliações e construções de rodovias que têm afetado de maneira indireta e diretamente as populações de múltiplas espécies de mamíferos silvestres. Para o local de estudo, a rodovia RS-135, foram catalogados muitos animais mortos. Para registro dos bichos atropelados foram realizadas até duas viagens semanais, entre 2008 e 2010, com registros de datas, locais e coordenadas geográficas de cada espécime encontrada.

Panazollo et al (2012) também fizeram um trabalho de estudo de caso em que analisam, na rodovia BR-448, os impactos ambientais acarretados por construções e/ou pavimentações de rodovias/vias. Em seus estudos, constataram inúmeros impactos nos seguintes meios: físicos – assoreamentos e inundações, erosões, modificações da superfície geomorfológica e dos parâmetros químicos e físicos do solo, contaminação do solo e alterações na qualidade das águas subterrâneas e superficiais; bióticos – excessiva proliferação de vetores e reservatórios de zoonoses e doenças relacionadas, supressão da vegetação e de ambientes terrestres e transitórios, surgimento de barreiras quanto ao deslocamento de animais, afastamento e espantamento da fauna e deposição de resíduos sólidos às margens da rodovia; antrópicos – interferência no fluxo e locomoção de pedestres e veículos, modificações na malha viária, redução e extinção de áreas produtivas, acidentes e alterações de sítios arqueológicos.

Volpe e Lombardo (2011) afirmam que as construções de rodovias, conforme avançam as alterações do uso do solo em seu entorno, interferem na dinâmica urbana.

1.5 Trabalhos relacionados à análise automática do uso e cobertura do solo

A tarefa de identificação dos variados tipos de cobertura do solo é de extremamente complexa. Se realizada pelo ser humano, pode ser que demore excessivamente, além da necessidade de muito treinamento devido às múltiplas espécies encontradas no solo (ALVES JUNIOR e NARDINI GOMES, 2022; PRADO, 2018). Contudo, o estudo de metodologias para a identificação dos tipos de cobertura do solo de forma automática é um campo recente e com grande potencial de avanços.

Sousa Lopes, Albuquerque Nóbrega e Macedo (2022) estudam, utilizando métodos de PDI em imagens dos satélites LANDSAT 5 e LANDSAT 8 das últimas três décadas, a dinâmica do uso e cobertura da terra numa área coberta por sete cidades do estado do Piauí (bioma Cerrado), região essa, tem sofrido muito desmatamento em função de projetos agrícolas. São utilizadas técnicas de georreferenciamento semiautomático da coleção de imagens orbitais e a classificação orientada a objetos. Com base nos seus estudos, é possível analisar a evolução temporal das manchas de savana florestal e de campos agrícolas.

Borges e Lago (2021) analisaram o uso e cobertura do solo da sub-bacia do Rio Anajá, que se localiza na bacia do Rio Paciência (Município de Paço do Lumiar – MA), auxiliando-se de geotecnologias livres através dos *softwares Spring* e QGIS, com o objetivo de delimitar a área da Sub-bacia do Rio Anajá. Aplicaram métodos de PDI a partir dos Sistemas de Informações Geográficas (SIGs), sendo que foram utilizadas, para os mapas de drenagem, as imagens do LANDSAT-8, Carta DSG e SRTM. Com a coleta de pontos por Global Positioning System (GPS) e interpretação visual das imagens após o processamento, foi possível obter os dados temáticos do uso e cobertura da terra. De acordo com os resultados, a área de estudo é caracterizada por 8 classes de uso e cobertura da terra (área urbana, agrícola, água, manguezais, solos expostos, matas ciliares, vegetações rasteiras e secundárias), às quais foram quantificadas pelo uso dos SIGs que também permitiu a delimitação automática da área, constatando ainda que as áreas de lavouras, do tipo roça, e construções urbanas ocupam grande parte dessa região.

Farias de Almeida, Santos de Almeida e Bandeira (2021) desenvolveram um estudo de análise automática do uso e ocupação do solo no entorno do Aeroporto Internacional de Goiânia – Santa Genoveva, quanto à ampliação e mudança do terminal de passageiros. Utilizaram um método indireto por meio de SIGs com técnicas de Classificação Segmentada de Máxima Verossimilhança (MAXVER) obtendo mapas temáticos para tais análises. Os autores obtiveram resultados eficientes na análise qualitativa com possíveis expansões em áreas comerciais, industriais, bem como de áreas verdes.

Rosário et. al. (2021) analisaram, no município de Novo Progresso (Pará), as ações de uso e ocupação do solo em relação às atividades econômicas desenvolvidas naquela região. Da plataforma online *Google Earth Engine* (GEE), utilizaram o *shapefile* de limite do município com um mosaico de imagens orbitais do satélite LANDSAT-8/OLI-TIRS (2019). A classificação foi realizada pelo *Code Editor* do GEE, utilizando o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI). Os mapas de localização do município e os de classificação do uso e cobertura do solo foram elaborados através do *Software QGIS 3.10.6*. Para identificação das taxas de crescimento, no período analisado, os dados foram tabulados em planilhas e a avaliação

da confiabilidade da classificação foi realizada pelo método de Exatidão Global e pelo Índice *Kappa*.

Barbosa e Valladares (2020) estudaram, entre os anos de 2000 e 2015, a evolução da cobertura e do uso do solo no município de Cajueiro da Praia (PI), utilizando-se de técnicas de Geoprocessamento e Sensoriamento Remoto para a classificação supervisionada de imagens LANDSAT 8 (2015) e LANDSAT 5 (2008), instrumentos imageadores OLI/TIRS e TM, respectivamente, através do método MAXVER, processado no *software* ArcGIS 10.2, possibilitando a produção dos mapas de uso e cobertura do solo, bem como da dinâmica da cobertura terrestre.

Caldeira et. al. (2018) apresentaram a conclusão da análise de uma abordagem automática na detecção de alterações em características do solo no entorno do reservatório Canoa I (situadas no rio Paranapanema entre os estados de São Paulo e Paraná), baseadas numa modificação aplicada à técnica RCEN (*Radiometric Rotation Controlled by Nonchangeaxis*). A aplicação do método foi realizada em um conjunto de imagens ortorretificadas e obtidas pelo sistema orbital SPOT 6, coletadas em duas épocas distintas, sob concessão da *Duke Energy*. Concluíram que o algoritmo baseado na técnica RCEN foi eficiente na detecção automáticas das mudanças relatadas no trabalho.

Neta, Bias e Santos (2018) fizeram um estudo com o objetivo de avaliar a classificação Orientada a Objetos em imagens de alta resolução por meio do software livre InterImage e do minerador de dados *open source* Weka. Baseando-se numa imagem QuickBird e utilizando técnica de fusão de imagens das bandas multiespectrais e a pancromática do sensor, a metodologia aplicada foi dividida em três etapas: pré-processamento, mapeamento da cobertura do solo (asfalto, lago, vegetação arbórea e rasteira, solo exposto, construções claras, médias e escuras, sombras) e análise de classificação. Após cálculo dos limiares para a distinção dos nós da rede semântica, a classificação foi feita numa área urbana do Distrito Federal, onde foi gerado um mapa temático de uso do solo. Com os diversos testes realizados, concluíram que o classificador possui limitação quanto ao tamanho da imagem, onerando o processamento.

Prates et. al. (2017) desenvolveram um estudo de análise automática do uso e ocupação do solo para anos diferentes, a fim de detectar a evolução dos impactos de atividades antrópicas. Focando na silvicultura, no município de Cândido Sales (BA), selecionaram um banco de imagens de satélite (LANDSAT 5) fornecidas pelo catálogo de imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). Com técnicas de PDI, para caracterização das regiões, utilizaram a classificação supervisionada e a classificação da máxima verossimilhança. O processamento e análise foram feitos com o auxílio do software livre Quantum GIS versão

2.6.1, às quais definiram quatro classes de uso e ocupação do solo: Vegetação densa, Vegetação alterada, Vegetação rasteira/Solo exposto e Plantio florestal. Na etapa seguinte, para determinar o uso e ocupação do solo, realizaram a classificação automática supervisionada da imagem.

Leite e Rosa (2012) realizaram uma série de análises na dinâmica do uso e ocupação do solo na Bacia Hidrográfica do Rio Formiga (Tocantins) a partir de dados de Satélites LANDSAT desde o ano de 1973 até 2011. Nas imagens coletadas, foram utilizadas técnicas de PDI e classificação supervisionada *pixel-a-pixel* com classificador MAXVER-ICM, e posterior edição matricial para refinamento dos dados, bem como trabalho de campo para validação dos dados.

Messias (2012) desenvolveu um trabalho de análise do uso do solo na Hidrelétrica do Funil (MG) testando diferentes métodos de classificação automática para diferentes produtos de sensoriamento remoto – imagens ALOS/PRISM e LANDSAT TM e ETM+. Concluíram que as imagens ALOS/PRISM, com 2,5 m de resolução espacial, e classificação manual (análise visual detalhada) obtiveram resultados mais precisos no mapeamento do uso do solo.

Volpe e Lombardo (2011) apresentaram um dos pouquíssimos trabalhos de análise automática do uso e ocupação do solo no entorno de rodovias. Levantando informações com trabalhos de campo no trecho oeste do eixo viário Rodoanel Mario Covas na RMSP (SP) e utilizando de técnicas de sensoriamento remoto para o mapeamento, em SIGs, realizaram dois métodos de classificação digital numa imagem de alta resolução IKONOS (ano 2002) e em fotografias aéreas (ano 1994): analógica e automática. O primeiro processo de classificação, realizado nas fotografias aéreas de 1994 e na imagem de alta resolução de 2002 - IKONOS, foi feito manualmente (classificação analógica), onde o usuário estabeleceu o número de classes atribuído às imagens. O segundo processo de classificação foi feito na imagem IKONOS, onde o SIG atribuiu classes de forma automática à imagem, com coleta de amostras pelo usuário (supervisionada) e sem coleta de amostras pelo usuário (não supervisionada). Antes do início do processo de segmentação e classificação, a imagem IKONOS foi tratada por meio da manipulação do contraste. Os resultados foram apresentados em mapas temáticos, mostrando a análise temporal realizada e, de acordo com os autores, a classificação automática atendeu bem aos objetivos do trabalho.

Demarchi, Piroli e Zimback (2011) analisaram a evolução temporal do uso e ocupação do solo na região de Santa Cruz do Rio Pardo – SP utilizando técnicas de PDI para classificação supervisionada de imagens do satélite LANDSAT 5 TM por MAXVER. No mesmo trabalho verificaram a acurácia do mapeamento através do índice *Kappa*, compararam os índices de vegetação NDVI e SAVI (Índice de Vegetação Ajustado ao Solo) em diferentes fatores de ajuste

para o substrato do dossel e determinaram a porcentagem de cobertura vegetal para todos os métodos utilizados. Concluíram que as classificações MAXVER mostraram diversas alterações espaciais no uso do solo e que NDVI e SAVI – fator 0,25, foram os índices de vegetação mais adequados por apresentarem porcentagem de cobertura vegetal com valores semelhantes.

Romão e Souza (2011) desenvolveram uma pesquisa de análise automática do uso e ocupação do solo na bacia do ribeirão São Tomé (Região Noroeste do Paraná) integrada pelos municípios de São Tomé e Cianorte, com base na análise de dados demográficos e cartas temáticas representando a hipsometria, declividade e uso e ocupação do solo.

Schneider (2001) desenvolveu um trabalho de segmentação e classificação de imagens de satélite usando o método da fusão de imagens, *K-means* e máxima verossimilhança. Neste processo, primeiro usou o coeficiente de correlação entre as imagens originais e as resultantes das técnicas de fusão e, em segundo, efetuou, pelo método *K-means*, a segmentação das imagens originais e híbridas. Numa terceira etapa fez a classificação supervisionada utilizando o método da máxima verossimilhança. A área de estudo possui os seguintes tipos de cobertura do solo: edifícios, asfaltos, água, solo, matas, campos e sombras.

Almeida Filho, Nascimento e Batista (1998) desenvolveram uma proposta de classificação automática para o mapeamento do uso da terra numa área típica da Amazônia, situada a cerca de 70 km ao norte de Manaus utilizando-se de técnicas para segmentação de imagens do sensor TM (*Thematic Mapper*) – bandas TM3, TM4 e TM5 do satélite LANDSAT, baseadas em algoritmos de crescimento de regiões associada a uma classificação não-supervisionada por regiões. O método de classificação é feito em grupos de *pixels* (*clustering*) da imagem se beneficiando das informações contextuais e minimizando as limitações das técnicas de PDI baseadas em análise pontual (*pixel a pixel*) destacando as áreas de vegetação verde (flora), vegetação seca (madeiras), sombras e solos. Concluiu que a classificação automática foi viável para análise do uso do solo em estudo com índice *kappa* de 0,95.

1.6 Trabalhos relacionados a classificação/segmentação de imagens por meio de lógica fuzzy

Levando-se em consideração a complexidade em analisar imagens aéreas devido aos inúmeros detalhes, formatos, tamanhos e a não homogeneidades das regiões, o processo de classificação em cada *pixel* não depende somente de suas particularidades, mas também dos *pixels* vizinhos. Assim, deve-se buscar descritores que sejam capazes de caracterizar os diversos tipos de ocupação do solo, como os baseados em cores e texturas (GONZALES e WOODS

2008; GONZALES e WOODS, 2010; MARTINS, 2018; ALVES JUNIOR e NARDINI GOMES, 2022).

Além disso, a utilização de um método de classificação que se leve em consideração os conhecimentos de um especialista, bem como a possibilidade de associação de graus de aderências às diversas classes para que se determine a posteriori a classificação final, é uma abordagem muito importante para que se obtenha resultados mais próximos dos obtidos pela avaliação humana. O uso da teoria fuzzy permite a implementação de tal sistema para a classificação (ARANTES e MARTINS, 2011; MORAES, PERES e MARTINS, 2016).

Na literatura não se encontra muitos trabalhos que utilizam SIF para classificação e segmentação de regiões, quando existe uma associação entre o método de Mamdani e PDI. Vamos destacar os principais trabalhos da última década nessa linha de estudo.

Arantes e Martins (2011) desenvolveram um estudo do método de segmentação híbrido utilizando as teorias de lógica fuzzy e lógica clássica. Com base nas técnicas de crescimentos de regiões, a região original de interesse é determinada pela lógica clássica e a segmentação total de todas as feições que se assemelham à região de interesse, com base no critério de similaridade predeterminado por uma função de associação, é realizada pela lógica fuzzy.

Siebra (2013) propõe por meio de uma abordagem fuzzy, um método de segmentação de imagens coloridas com características texturais. É realizado com base na redução de dimensionalidade dos histogramas das imagens coloridas e do uso da divergência *Skew* no cálculo das funções fuzzy. O autor afirma que é uma metodologia adequada para que seja aplicada em imagens dermatoscópicas, geológicas e naturais, como as que apresentam rochas, gramas, montanhas e florestas.

Vale (2014) e Vale et. al. (2014) apresentam um modelo segmentação e classificação de imagens usando uma abordagem fuzzy pelo método de Mamdani. Utilizam dois SIFs para análise de imagens microscópicas de esfregaços. O SIF I, com duas entradas – tonalidade (níveis de cinza) e proximidade (distância euclidiana de cada *pixel* em relação ao núcleo leucocitário) – faz a segmentação da imagem em quatro regiões: núcleo e citoplasma leucocitário, eritrócitos e área de plasma; e o SIF II, com nove variáveis de entrada – convexidade do núcleo, razão núcleo-leucócito, razão núcleo-centro, área do leucócito, energia do centro, cantos do núcleo, erosões do núcleo, diâmetro do leucócito e granularidade – classifica os leucócitos segmentados em cinco tipos: basófilos, eosinófilos, linfócitos, monócitos e neutrófilos.

Ranjbar et. al. (2016) estudam um modelo, combinando dados de sensoriamento remoto, SIGs e SIF, capaz de estimar o número de pessoas mortas ou feridas em terremotos.

Trabalharam, também, com técnicas de PDI para analisar as matrizes de coocorrências por meio da textura das imagens – consideradas bases de tomada de decisão para o nível de dano do edifício – o banco de dados SIG com informações sobre o uso do solo, material estrutural e ocupação do edifício. O modelo estima o número de vítimas com base na população residente em cada edifício e de acordo com a tempo do terremoto, material da estrutura de cada edifício e porcentagem de destruição.

Moraes, Peres e Martins (2016) fizeram um estudo inicial de análise de regiões de solo exposto, vegetação arbórea, vegetação rasteira, residencial e industrial no entorno da Rodovia Raposo Tavares usando o método de Mamdani, cuja base de regras são os descritores de cor e textura: Matiz, Saturação, Contraste, Homogeneidade e Intensidade.

Ojeda-Magaña et.al. (2019) propuseram uma nova metodologia para segmentar regiões em uma imagem. O modelo, chamado subsegmentação, é construído com base no algoritmo de agrupamento *Possibilistic Fuzzy c-Means* (PFCM), com características tanto *Fuzzy c-Means* (FCM) quanto do *Possibilistic c-Means* (PCM). A análise da imagem é feita nos *pixels* de acordo com a zona de interesse, chamados pelos autores de *pixels* menos representativos ou *pixels* atípicos. Três casos diferentes são usados para ilustrar o método: 1º) imagem de uma gota de leite – método é testado em uma imagem simples; 2º) imagens de mamografias digitais – teste da potencialidade do método numa aplicação mais crítica, como a identificação de anomalias em mamografias para detecção de câncer; 3º - imagens de madeiras industriais – as múltiplas aplicações do método, onde é realizada a classificação das placas de madeira de acordo com a qualidade.

Süptitz, Frozza e Mols (2020) apresentaram uma técnica de modelagem para classificação de imagens empregando lógica fuzzy e RNA, tendo como foco as indústrias. Desenvolveram a ferramenta Processador de Imagens Neuro-Fuzzy para a Indústria (PINFI) com capacidade de modelagem em cinco etapas: Aquisição das imagens, pré-processamento, bloco de fuzzificação, modelagem da RNA e a saída do sistema fuzzy. O sistema apresentou exatidão de 93% a 100% na classificação das imagens de faces humanas, rodas de veículos e folhas de tabacos.

Parsian et. al. (2020) apresentaram um estudo de classificação e avaliação de risco de inundação em uma área localizado na parte ocidental do Irã usando conjuntos de dados de sensoriamento remoto, ambiente de SIGs e lógica fuzzy. Para o estudo e construção do sistema fuzzy foram produzidos os seguintes conjuntos: Mapas de Uso e Cobertura do Solo (LUCT), NDVI, Índice de Umidade Topográfica (TWI), mapa de tipo de solo, taxa de erosão, dados SIG e sensoriamento remoto, *Digital Elevation Model* (DEM), declividade, precipitação e distância

dos principais rios que, em seguida, foram convertidos em valores fuzzy usando uma função de pertinência fuzzy linear.

Orujov et. al. (2020) desenvolveram um algoritmo de segmentação de imagem por detecção de contorno utilizando regras fuzzy pelo método de Mamdani (Tipo-2). Através de PDI é feita a análise, em imagens, nos vasos sanguíneos do fundo da retina. O método usa dados do canal verde (G) das imagens como entrada, a equalização adaptativa de histograma limitada pelo contraste (CLAHE) para realce de contraste e o filtro mediano para exclusão de fundo. Por fim, as regras fuzzy de Mamdani (Tipo-2) são aplicadas no valor gradiente da imagem para detectar as bordas. O método proposto se mostrou muito eficiente e pode ser adaptada para inúmeras aplicações baseadas em detecção de bordas/contornos.

França et. al. (2021) desenvolveram uma metodologia com base em lógica fuzzy para classificação não supervisionada, aplicadas sobre índices de vegetação de imagens do satélite LANDSAT 8, para se ter uma estimativa das áreas de cultivo de soja no município de São Gabriel do Oeste (MS). Os autores obtiveram com base na *classificação* fuzzy, antes da colheita, o volume de produção de soja e uma estimativa da área plantada.

Madhu, Kumar e Jia (2021) propõem um estudo de classificação supervisionada com base na integração das informações espaciais locais com o algoritmo PCM usando abordagens simples dos algoritmos de informações espaciais locais baseados em FCM – dois algoritmos de agrupamentos nebulosos, geralmente utilizados para extração de características/informações da cobertura e uso do solo (LULC) de imagens de satélites valendo apenas das informações espectrais ou de níveis de cinza dos *pixels* para agrupamento. Com base nos estudos em FCM, três novos algoritmos de informações espaciais locais baseados em PCM foram desenvolvidos e testados para classificadores fuzzy LULC: meios *c-means* possibilísticos com restrições espaciais (PCM-S), informações locais possibilísticas c-means (PLICM) e algoritmos de informações locais flexíveis adaptativas (ADPLICM).

Contudo, em pesquisas realizadas na literatura, além do trabalho de Peres, Arantes e Martins (2016), não foi detectado nenhum trabalho que utilize classificação e segmentação de imagens empregando técnicas de lógica fuzzy pelo método de Mamdani com base nas características de cores e texturas.

A tese sendo desenvolvida procura automatizar a análise do entorno de rodovias utilizando técnicas de Lógica Fuzzy e PDI por meio da classificação e segmentação de imagens aéreas. Pode-se afirmar que o trabalho proposto contribuirá de forma significativa para a análise em uma série temporal de regiões no entorno de rodovias, permitindo o estudo e planejamento

de ações a partir de informações obtidas de um grande conjunto de imagens de forma automática.

1.7 Rodovia Raposo Tavares

A Rodovia Raposo Tavares, conhecida na década de 20 como Rodovia São Paulo-Paraná (Caminho para o Sul), foi inaugurada no ano de 1922 com o objetivo de alavancar o crescimento do estado de São Paulo para a Região Oeste ligando os municípios de São Paulo, Cotia e São Roque. A partir de 1954 foi oficialmente nomeada SP-270 e, atualmente, abrange 30 municípios com início na cidade de São Paulo, passando por Sorocaba, e término em Presidente Epitácio com 654 km de extensão (KAWAKITA, 2008). A **Figura 3** mostra o mapa de São Paulo com a localização da Rodovia Raposo Tavares.

Figura 3: Rodovia Raposo Tavares no Estado de São Paulo



Fonte: KAWAKITA (2008)

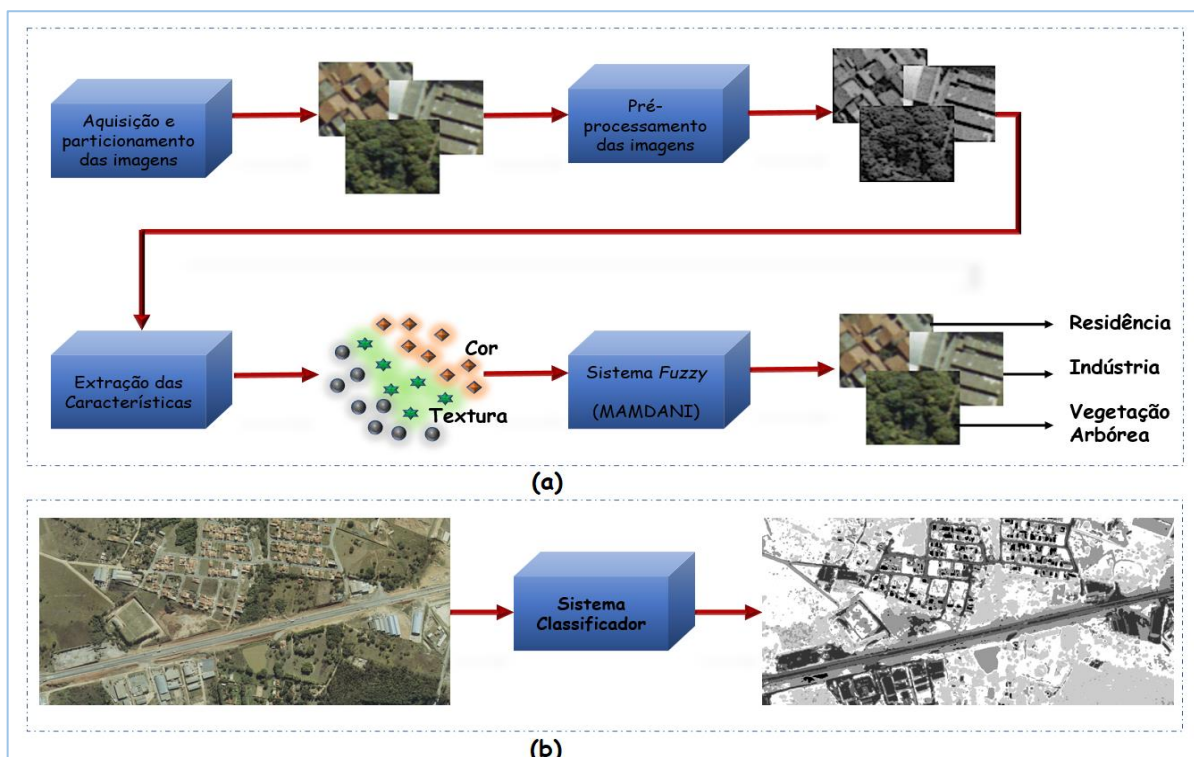
1.8 Método proposto

É apresentado na **Figura 4**, o diagrama de blocos da metodologia proposta para a extração de descritores, classificação e segmentação de regiões em imagens no entorno das rodovias e que será detalhado no **Capítulo 3**.

De acordo com o diagrama, a metodologia divide-se nos seguintes módulos:

- **Aquisição e seleção das imagens:** captação e seleção das imagens a serem analisadas.
- **Pré-processamento da imagem:** conversão das imagens em escalas de cinza e em outros modelos de cor como HSV e Lab, bem como a separação em canais de cores.
- **Extração das características:** extração dos atributos da imagem aérea do entorno das rodovias, como textura e cor que são utilizadas para análise dos descritores. Para a análise da textura usa-se as matrizes de coocorrência em todas as orientações (0° , 45° , 90° e 135°) e para os de cor é realizado estudos de tendência central e de dispersão em cada canal.
- **Sistema fuzzy (Mamdani):** o SIF, pelo método de Mamdani, identifica com base nos descritores de cor e textura a quais grupos de cobertura do solo pertencem as amostras de imagens.
- **Sistema Classificador:** realiza a classificação *pixel a pixel* dos tipos de cobertura do solo utilizando os módulos anteriores.

Figura 4: Diagrama de blocos do método proposto na tese – (a) Construção do classificador; (b) Aplicação



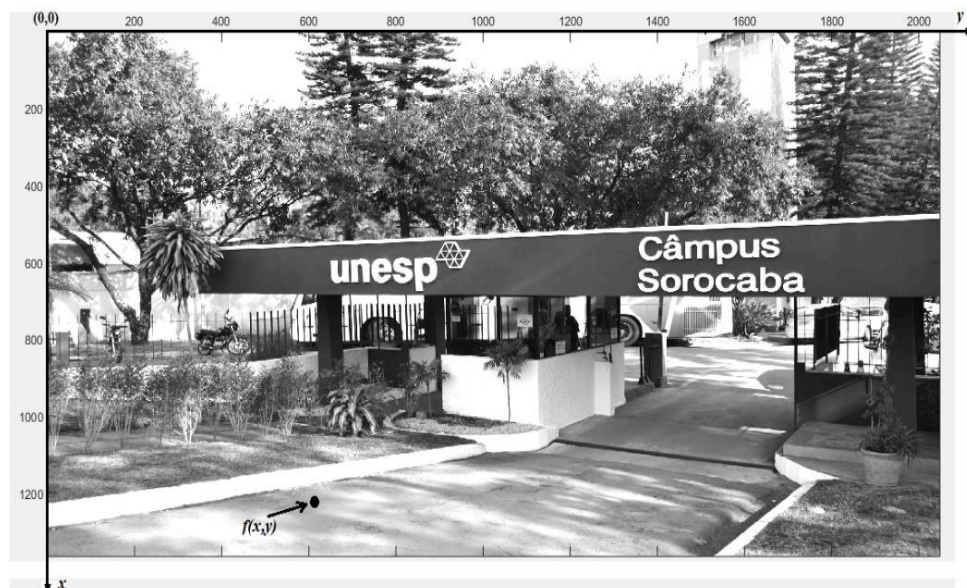
Fonte: Autoria própria

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Imagem Digital

Uma imagem pode ser entendida como uma representação composta por informações espaciais e de intensidades de cores. Matematicamente falando, refere-se a uma função bidimensional de intensidade com níveis de determinada frequência da luz em um dado ponto $f(x,y)$, com x e y sendo as coordenadas espaciais. Quando esses valores são finitos e discretos, chama-se imagem digital (ver **Figura 5**), podendo ser representada por uma matriz, cujos índices de linhas e colunas identificam na imagem, um ponto cujo índice correspondente indica o nível de cinza naquele ponto (GONZALES e WOODS, 2010; ROCHA, 2022). Esse ponto, os elementos da matriz, são os chamados *pixels* (abreviação de *picture elements*) da imagem (DIAS, 2020). Os *pixels* são blocos básicos de construções para todas as imagens de mapa de *bits* – os elementos individuais que são combinados na formação da imagem, e representados em Martins (2018) por $p(i, j, k)$, $1 \leq k \leq 4$, sendo i e j os índices da linha e coluna, respectivamente, na posição $f(x, y)$, $k = 1,2,3$ referente a cada um dos canais de cor (detalhados na próxima seção) e $k = 4$ à versão em tons de cinza.

Figura 5: Convenção dos eixos para representação de imagens digitais



Fonte: Autoria própria

A relação entre os eixos dos *pixels* diz respeito a cada uma das dimensões do *pixel* de vídeo (largura x altura). Essas dimensões são determinadas pelo equipamento imageador que estiver sendo utilizado. Assim, sistemas de computadores diferentes apresentam *pixels* de vídeo individuais de formas diversas (SOLOMON e BRECKON, 2016; GONZALES e WOODS, 2010; GONZALES e WOODS, 2008; CORRIGAN, 1994; REIS et al., 2018).

A título de curiosidade, a primeira imagem digital processada em um computador foi realizada em 1957 por Russel Kirsch, pesquisador do *National Bureal of Standarts* que escaneou em um aparelho de sua autoria, a foto de seu filho Walden a transformando numa imagem digital formada por uma matriz quadrada de 176 *pixels* (ver **Figura 6**) (SIEBRA, 2013; TRIGO JUNIOR, 2007). A convenção criada por Kirsch – uma matriz de valores (*pixels*) – é a base utilizada até hoje, como é possível observar em Gonzales e Woods (2008) e Gonzales e Woods (2010) quando definem imagem digital.

Figura 6: Primeira imagem digital processada em um computador, por Russell Kirsch



Fonte: SIEBRA (2013)

2.2 Imagem em escala de cinza

Imagens em escala de cinza são representadas pela intensidade dos *pixels*, cujos valores (entre 0 e 255, habitualmente) definem o aspecto/aparência da imagem. O valor 0 representa a cor preta, 255 a cor branca e os valores intermediários determinam os tons de cinza. A quantidade de tons depende dos valores possíveis de um píxel, isto é, se um *pixel* é representado

por um bit, obtém-se uma imagem binária (branco e preto), cujos valores de *pixels* são apenas 0 e 1; se o *pixel* for representado por 1 byte (8 bits), o *pixel* pode ter até 256 níveis de cinza (ROCHA, 2022).

2.3 Processamento Digital de Imagem

O estudo e análise de algoritmos, modelos e teorias para manipulação de imagens por meio de computadores, abrangendo uma grande variedade de segmentos, como digitalização, operações em histogramas, filtragem, compressão, restauração e segmentação é denominado PDI (BOAVENTURA, 2010). Em outras palavras, PDI são técnicas de manipulação e extração de características/informações de uma imagem por computadores intrínsecos à análise de dados multidimensionais adquiridos por inúmeros tipos de sensores, processos em que a entrada e saída são imagens. O PDI, por sua vez, está dividido em três níveis – baixo, intermediário e alto – fundamentando-se em teorias e algoritmos para a automatização do processo de percepção visual. Trabalhos de percepção em baixo nível envolvem remoção de ruídos, suavização e realce de bordas; em nível intermediário estão as segmentações de imagens; e para processamentos de alto nível está a interpretação de uma cena em uma imagem digital, que necessita dos conhecimentos de um especialista, processos cognitivos e inteligência artificial (ESTEVÃO, 2020; MENDES, 2020; GONZALES e WOODS, 2010; GONZALES, WOODS e EDDINS, 2010; BOAVENTURA, 2010; QUEIROZ e GOMES, 2006).

O crescente interesse nos métodos de PDI provém do aperfeiçoamento das informações visuais para a interpretação humana e da análise automática, por máquinas/computadores, de informações extraídas de uma cena. Uma das primeiras aplicações de imagens digitais aconteceu na indústria jornalística, no início da década de 1920, onde estudavam meios de aprimoramento da qualidade de impressão das imagens digitalizadas que eram enviadas por meio de cabos submarinos (Sistema Bartlane) entre Londres e Nova Iorque (PEREIRA e ANTONIAZZI, 2021; GONZALES e WOODS, 2010; FILHO e VIEIRA NETO, 1999).

Para Filho e Vieira Neto (1999) e Gonzalez e Woods (2010), o advento do PDI veio a partir de 1960 com o desenvolvimento dos primeiros computadores digitais de grande potência e o início do programa espacial norte-americano. Já, a utilização de técnicas computacionais para o aprimoramento das imagens iniciou em 1964, no *Jet Propulsion Laboratory* (Pasadena, California - EUA), quando imagens da Lua, transmitidas pela sonda Ranger, eram processadas

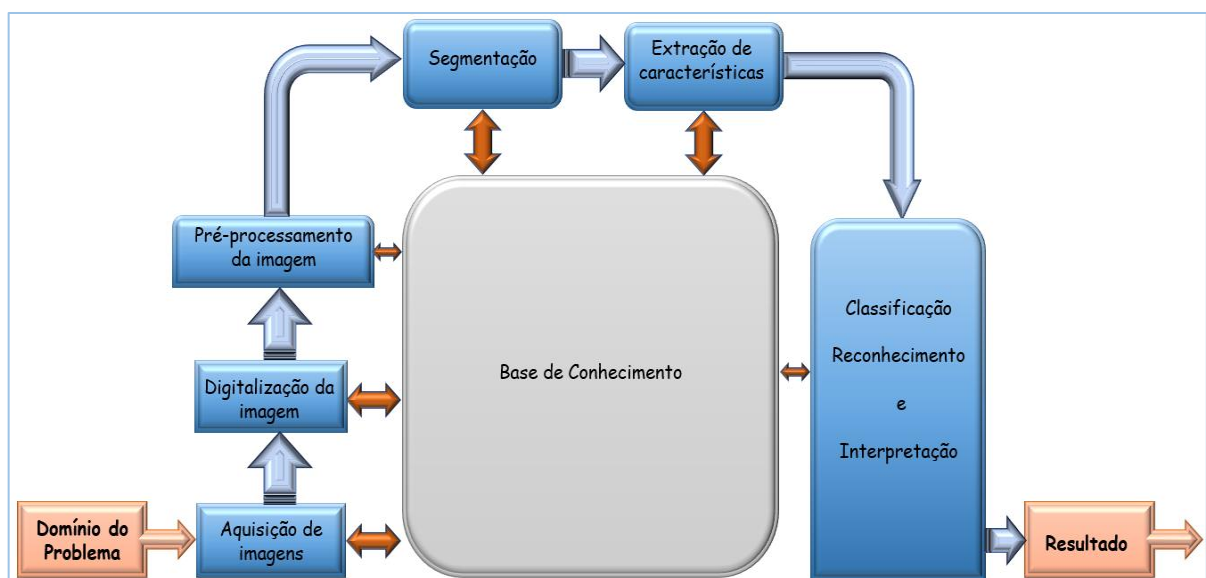
via computador com o intuito de corrigir os diversos tipos de distorções de imagens inerentes à câmera de TV acoplada à sonda.

Pode-se dizer que a área de PDI está em constante evolução (GOMES et. al, 2020) à qual podemos encontrar aplicações em diversas áreas do conhecimento como robótica (MENEZES, 2021; RODRIGUES, 2021), saúde (MARTINS, 2005; NASCIMENTO e BEZERRA, 2021), automação de processos (MARTINS, SIMÕES e PRADO, 2007; ANZOLIN et. al., 2021), biometria (DUARTE et. al., 2021), geoprocessamento (CAVALCANTE et. al., 2020; TAVARES et. al., 2021), agricultura (ESTEVÃO, 2020), matemática (DE ALMEIDA DOCKHORN et. al., 2013; SILVA, 2014), entre tantas outras (INOCENCIO et. al., 2020).

Em particular, na área das Ciências Ambientais são várias as aplicações cujos objetivos são em deixar os processos mais automáticos, propiciando assim, mais tempo ao especialista ambiental para que possam realizar a análise, aplicação e verificação de modelos, além do planejamento e implementação de intervenções que sejam necessárias (LEANDRO, 2021; RIBEIRO et. al., 2013; RIBEIRO et. al., 2014; MARTINS, 2018).

As etapas fundamentais em PDI são: aquisição da imagem, digitalização da imagem, pré-processamento da imagem, segmentação, extração de características e análise, classificação e reconhecimento de padrões, conforme esquema apresentado na **Figura 7**. (SILVA et. al., 2020; GONZALEZ e WOODS, 2010).

Figura 7: Etapas fundamentais em PDI



Fonte: Adaptado de (GONZALEZ e WOODS, 2010)

A aquisição e digitalização de imagens são técnicas utilizadas para transpor para o meio digital, imagens que antes se encontravam registradas em formato analógico – fotografias. O pré-processamento da imagem tem a função de aprimorar/melhorar a qualidade da imagem para etapas subsequentes, de forma a realçar características consideradas relevantes. A segmentação é o processo de divisão da imagem em suas partes ou objetos constituintes. Extração de características é a fase de extrair, por meio de descritores após etapa de segmentação, informações relevantes da imagem. A última etapa do sistema – classificação, reconhecimento e interpretação – tem como objetivo realizar, de forma automática, a associação dos elementos da imagem a um conjunto de rótulos (GONZALEZ e WOODS, 2010; FILHO e VIEIRA NETO, 2012; CHACON, 2012).

2.4 Descritores

Objetos e regiões em imagem possuem cor, textura e forma. Essas características podem ser mensuradas e agrupadas em escalares, denominados descritores de imagem. Neste sentido, descritores são valores obtidos a partir de uma imagem que permitem caracterizá-la, levando a associação desta a um elemento de um conjunto de categorias (MARTINS, 2018).

Gonzalez e Woods (2008) listam descritores de fronteira e de região. Os descritores de fronteira podem ser obtidos por meio de medidas diretas dos *pixels* pertencentes à interface entre a parte interna e externa de uma determinada área que possui características próximas. Fator de forma ou comprimento são exemplos de descritores de fronteira. Nos descritores de região são investigados elementos que caracterizam os *pixels* internos à interface da área.

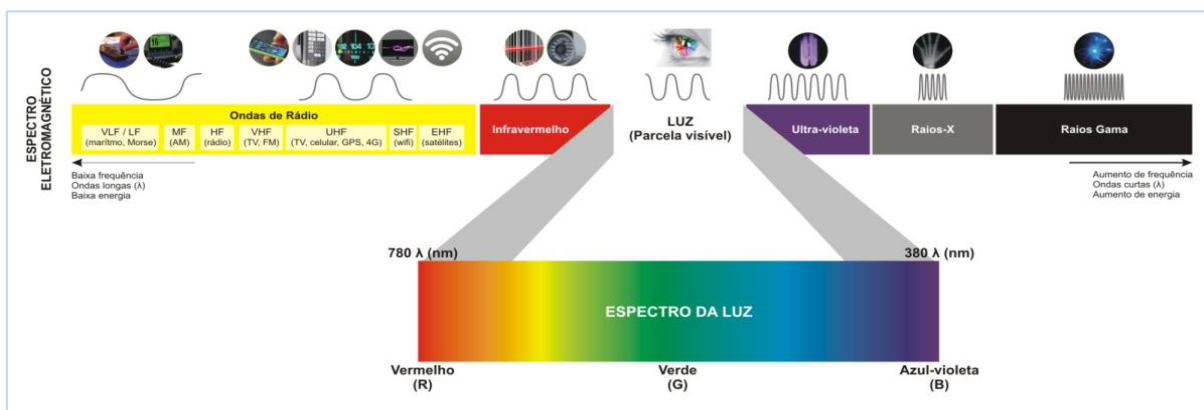
2.5 Características de cor em imagens digitais

Newton denominou a decomposição da luz branca em outras cores como espectro de cores. Porém, este espectro é um subconjunto de um conjunto de outros espectros formados por ondas ou radiações eletromagnéticas, conhecido como espectro eletromagnético, apresentado na **Figura 8**. Observa-se ainda as radiações eletromagnéticas mais conhecidas: ondas de rádio, infravermelho, ultravioleta, raios-x, raios gama e a parcela visível (MARTINS e SILVA, 2015; BANDEIRA et al, 2017; GONZALES e WOODS, 2010).

Cor é uma característica física que está relacionada ao comprimento de onda da radiação eletromagnética visível pelo ser humano. Vai do violeta ao vermelho, variando entre 400 e 700

nm, formando o espectro visível de luz (luz cromática) se caracterizando pelo brilho, radiância e luminância. (MARTINS, 2018; GONZALES e WOODS, 2010; PAWLOWSKI, 2018).

Figura 8: Representação do espectro eletromagnético



Fonte: BANDEIRA et al (2017)

Rangayyan, Acha e Serrano (2011) definem cor, no contexto de PDI, como a combinação de três parâmetros sendo a percepção de qualquer estímulo de cor caracterizada por sua distribuição espectral de potência (SPD). Se a luz for acromática (sem cores), pode ser caracterizada somente pela intensidade que reflete os níveis de cinza presentes (RANGAYYAN, ACHA e SERRANO, 2011).

As cores identificadas em um objeto são determinadas pela natureza da luz refletida pelo mesmo. Para Crosta (2002), a capacidade do sistema visual humano em discernir tonalidades de cinza gira em torno de 30 diferentes níveis, ao passo que, para distinguir cores esse número salta para milhares de cores diferentes. Pode-se, portanto, dizer que a cor domina o sistema visual humano além de ser um poderoso descritor para a extração de objetos de uma cena (SALVETTI, 2008; GONZALES e WOODS, 2010; NEGRI, 2017; PRADO, 2018).

Em imagens digitais as cores são representadas a partir de modelos, sistemas ou espaços de cores e se baseiam em coordenadas tridimensionais, onde cada cor é representada por um ponto único. Os trabalhos de Young e Helmholtz abordam a teoria do tri estímulo - ver maiores detalhes em (RANGAYYAN, ACHA e SERRANO, 2011, página 12). Nessa, o olho humano identifica a cor através do estímulo dos três pigmentos visuais presentes nos cones da retina, que possuem picos de sensibilidade de comprimentos de onda, em aproximadamente, 730 nm (vermelho), 546 nm (verde) e 436 nm (azul), onde a sensação de cor é representada por um vetor de três componentes que descrevem as respostas dos três tipos de sensores de cores (cones) presentes na retina. Esta é considerada a teoria que melhor descreve o sistema visual

humano (MARTINS, 2018; RANGAYYAN, ACHA e SERRANO, 2011; PRADO, 2018; ALVES, 2010).

Para o caso de cenas naturais não se tem apenas um comprimento de onda, e sim uma distribuição. Dessa forma, três características são utilizadas para distinguir as diferentes cores em um objeto ou regiões: matiz, saturação e brilho. O matiz é um atributo associado ao comprimento de onda dominante em uma mistura de ondas de luz (cor dominante), a saturação (largura da distribuição de ondas) está ligada à pureza relativa da cor ou à quantidade de luz branca misturadas ao matiz e o brilho está relacionado com intensidade da luz que atinge o sistema visual (RANGAYYAN, ACHA e SERRANO, 2011; PRADO, 2018; MARTINS, 2018). A partir da teoria tri estímulo, são utilizados modelos de cores, como já mencionados, que se baseiam em sistemas de coordenadas tridimensionais.

Existem vários espaços/modelos de cores, como por exemplo, os espaços de cores RGB (TUFAIL et al., 2018), HSV (ZHANG et al., 2018b), HSI (RANGAYYAN, ACHA e SERRANO, 2011), Lab (SU et. al., 2021), CMKY (BAO et al., 2017), YCbCr (PATVARDHAN et al., 2018), XYZ (WOLD e VALBERG, 1999) e YIQ (NTSC) (HUNT, 2004).

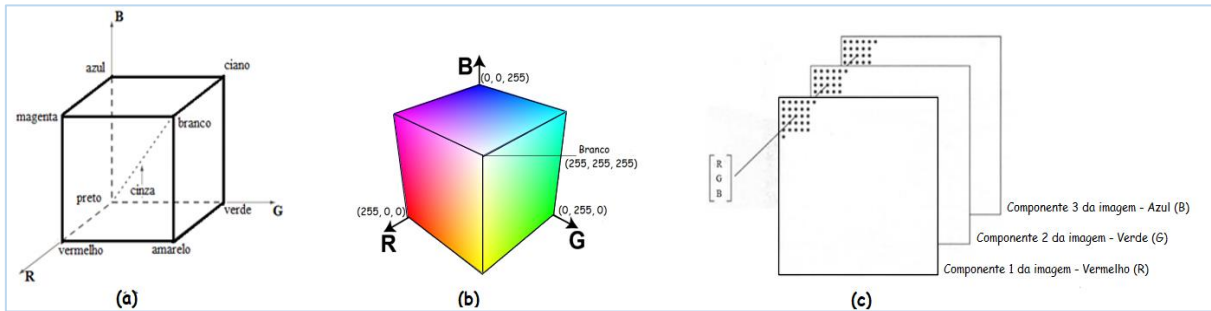
Três espaços de cores, o RGB, o HSV e o Lab, são destacados na presente pesquisa.

- **Modelo RGB**

O modelo de cor mais conhecido e utilizado na área computacional é o RGB. Definido em 1931 como um modelo básico de cor, é um sistema aditivo baseado na teoria triestímulo proposta por Young-Helmholtz (ver RANGAYYAN, ACHA e SERRANO, 2011), que corresponde às três cores primárias: vermelho ($R - red$), verde ($G - green$) e azul ($B - blue$) que são misturadas para exibição de imagens em monitores, televisores, máquinas fotográficas digitais, datas shows, dentre outros dispositivos similares. Neste modelo, uma cor é representada por um ponto em um sistema de coordenadas cartesianas, geralmente no intervalo $[0, 255]$, sendo que a origem no ponto $(0, 0, 0)$ é representada pela cor preta. No vértice oposto à origem, no ponto $(255, 255, 255)$, encontra-se a cor branca e a semirreta entre a origem e o vértice oposto encontra-se os tons de cinza. Nos três cantos dos eixos tem-se as cores vermelho $(255, 0, 0)$, verde $(0, 255, 0)$ e azul $(0, 0, 255)$ e os demais vértices representam o complemento das cores primárias: magenta $(255, 0, 255)$, amarelo $(255, 255, 0)$ e ciano $(0, 255, 255)$. A **Figura 9(a)(b)** mostra o cubo de cores RGB e **9(c)**, as três componentes de cores RGB em um

vetor coluna (MARTINS, 2018; PRADO, 2018; GONZALES e WOODS, 2010; ALVES, 2010).

Figura 9: Ilustração do espaço de cor RGB – (a) e (b) Cubo de cores RGB; (c) Os três componentes de cor de um *pixel* colorido dispostos em um vetor de coluna



Fonte: Adaptado de (GONZALEZ, WOODS e EDDINS, 2017)

De acordo com Rangayyan, Acha e Serrano (2011), as coordenadas de cromaticidade (r, g, b) constituem a intersecção do vetor de cor $[R, G, B]$ e o plano $R + G + B = 1$, sendo definidas pelas funções:

$$r = \frac{R}{R+G+B}, \quad (1)$$

$$g = \frac{G}{R+G+B}, \quad (2)$$

$$b = \frac{B}{R+G+B}, \quad (3)$$

e:

$$r + g + b = 1, \quad (4)$$

para os valores normalizados no intervalo $[0, 1]$.

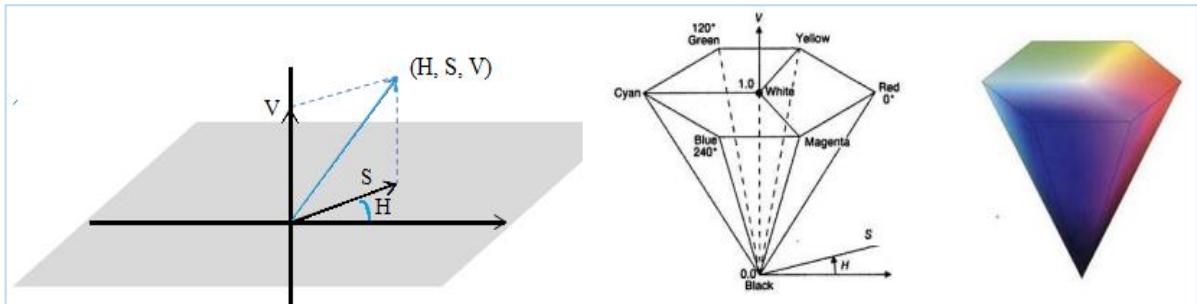
Cada *pixel* tem um valor RGB, geralmente representado por um *byte* para cada componente de cor (vermelho, verde e azul), totalizando três *bytes* representando 256 diferentes intensidades para cada canal. O que significa a possibilidade de se trabalhar com mais de 16,7 milhões de cores, referenciadas como cores reais (*true color*) (ALVES, 2010).

- **Modelo HSV**

O modelo HSV, apresentado diante da necessidade de se especificar numericamente as propriedades da cor, decompõe uma cor em três canais: matiz (*hue – H*), saturação (*saturation*

– S) e valor (*value* – V) de modo que busca desacoplar os canais de cromaticidade (H e S) do brilho/intensidade (V) (ALVES, 2010). Nesse modelo, uma cor é representada em um sistema de coordenadas cilíndricas, onde em um dado plano com um eixo contido no mesmo, tem-se H como o ângulo entre o eixo e a projeção do vetor representativo da cor no plano, S como o comprimento dessa projeção e V o comprimento da projeção do vetor representativo da cor em um eixo perpendicular ao plano (**Figura 10**).

Figura 10: Espaço de cor HSV



Fonte: Adaptado de (MARTINS, 2018) e (ALVES, 2010)

A transformação de uma cor do modelo RGB para o HSV é dada por Rangayyan, Acha e Serrano (2011):

$$H = \begin{cases} \left(\frac{G-B}{Max-Min} \right) & \text{se } R = Max \\ \left(\frac{B-R}{Max-Min} \right) + 2 & \text{se } G = Max, \\ \left(\frac{R-G}{Max-Min} \right) + 4 & \text{se } B = Max \end{cases} \quad (5)$$

$$S = \frac{Max-Min}{Max}, \quad (6)$$

$$V = Max, \quad (7)$$

onde:

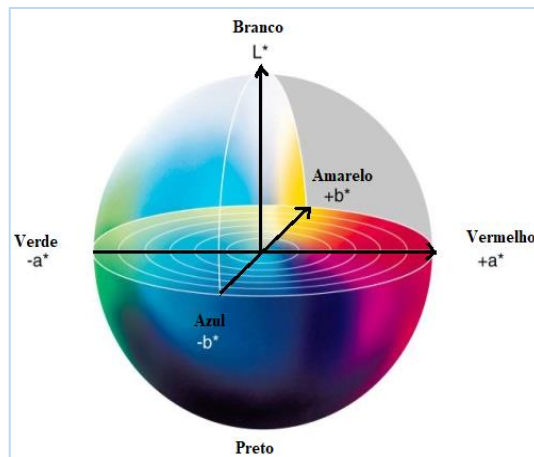
$$Max = \text{máximo}(R, G, B), \quad (8)$$

$$Min = \text{mínimo}(R, G, B). \quad (9)$$

- **Modelo Lab**

No modelo Lab, as cores são definidas de forma a se buscar representar a resposta logarítmica do olho humano a um estímulo (RANGAYYAN, ACHA e SERRANO, 2011). É formado por três eixos cartesianos (**Figura 11**), onde o canal L está associado ao brilho da cor e os dois componentes cromáticos estão dispostos em dois eixos perpendiculares de modo que o canal a se estende de verde ($-a$) ao vermelho ($+a$) e o canal b vai do azul ($-b$) ao amarelo ($+b$).

Figura 11: Espaço de cor Lab



Fonte: Adaptado de (BUREAU, 2014)

A transformação de uma cor do sistema RGB para o sistema Lab é dada por Rangayyan, Acha e Serrano (2011) e Martins (2018).

$$L = \begin{cases} 116 \left(\frac{Y}{Y_n} \right) - 16 & \text{se } \frac{Y}{Y_n} > \frac{216}{24389} \\ \frac{24389}{27} \left(\frac{Y}{Y_n} \right) & \text{se } \frac{Y}{Y_n} \leq \frac{216}{24389} \end{cases}, \quad (10)$$

$$a = 500 \left[f \left(\frac{X}{X_n} \right) - f \left(\frac{Y}{Y_n} \right) \right], \quad (11)$$

$$b = 500 \left[f \left(\frac{Y}{Y_n} \right) - f \left(\frac{Z}{Z_n} \right) \right], \quad (12)$$

onde X , Y e Z são os valores triestímulos desenvolvido pela *Commission Internationale de Éclairage* (CIE), Y_n é a componente Y de ponto de referência do branco e

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3} & \text{se } t > \frac{216}{24389} \\ 7,787t + \frac{16}{116} & \text{se } t \leq \frac{216}{24389} \end{cases} \quad (13)$$

2.6 Características de textura em imagens digitais

A textura é uma característica discriminativa poderosa de uma imagem, cuja análise se objetiva em estudar as propriedades da superfície de um objeto e assim construir/modelar algoritmos que possam reconhecer a imagem com a mesma percepção humana (KOHLER, 2021 apud KARU e JAIN, 1996).

Enquanto há um entendimento primitivo deste conceito, não existe uma definição formal para textura, mesmo que vários autores a interpretem de maneira similar (EBERT et al., 2002; ANDRADE et. al., 2021).

Para Carvalho Rocha (2022) a textura de uma imagem se relaciona à maneira como os *pixels* se distribuem ou se organizam em determinada região de interesse (ROI - *Regions Of Interest*) da imagem, permitindo compará-la a outras imagens, bem como se relacionar com as propriedades físicas da superfície de um objeto quanto ao padrão de distribuição e organização dos tons de cinza ou de cor numa determinada área da imagem.

Para Andrade et. al. (2021), textura pode ser definida de acordo com as propriedades de um *pixel* em relação a seus *pixels* vizinhos e se caracteriza por seus distintos graus de aspereza, granulosidade e suavidade, sendo uma das características mais importantes da imagem e muito utilizada para classificação, reconhecimento e recuperação de problemas, muito importante na percepção visual humana.

Segundo Rao (1990), define-se textura como qualidade visual de uma imagem que se relaciona com a sua variação espacial de tons de cinza ou de cor. Para Hájek (2006), texturas são padrões visuais compostos e complexos de elementos organizados espacialmente com características próprias como brilho, cor, forma e tamanho, dentre outras. Padrões estes que podem ser descritos por propriedades taxonômicas como regularidade, aspereza, direcionalidade, granularidade e contraste (COUTO, 2018 apud TAMURA et al, 1978; HÁJEK, 2006; LAWS, 1980).

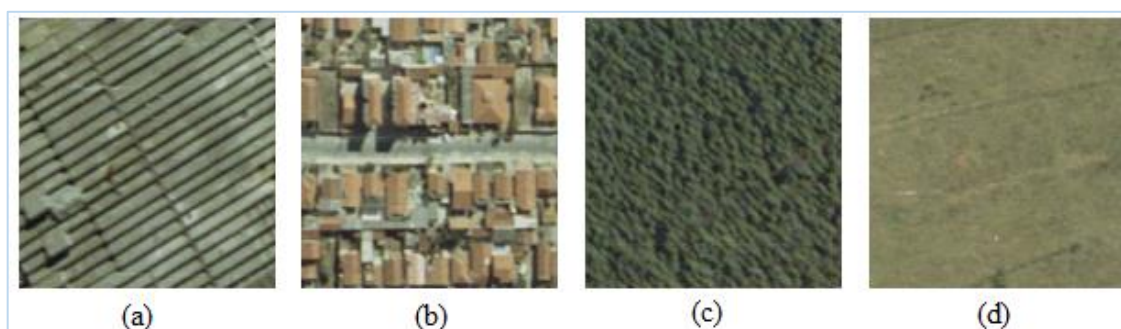
Haralick, Shanmugam e Dinstein (1973) elencam a noção de textura com o uso de coeficientes de uniformidade, aspereza, densidade e regularidade, entre outras características de uma imagem. Caracteriza-se também por um conceito bidimensional, sendo que uma

dimensão contém as propriedades primitivas de tonalidade e a outra os relacionamentos espaciais entre ambos, enfatizando a não independência entre tonalidade e textura, de modo que a tonalidade é predominante em algumas imagens enquanto textura é dominante em outras.

A partir da textura de uma imagem é possível extrair características extremamente importantes sobre o comportamento dos *pixels* que se repetem de maneira aleatória ou regular em uma determinada região, tornando-se muito útil no processo de reconhecimento, descrição e classificação de imagens.

De modo geral, as texturas podem ser agrupadas em duas categorias: (quase-) periódicas, ou ordenadas, e aleatórias. Numa textura (quase-) periódica ou ordenada se tem a presença de elementos primitivos e regras de repetição destes em intervalos (quase-) periódicos chamados de *textons*. Nas texturas aleatórias os valores dos *pixels* são distribuídos na imagem de modo não estruturado, impossibilitando a identificação das primitivas (MARTINS, 2018; PRADO, 2018). A **Figura 12** traz exemplos de texturas (quase-) periódicas e aleatórias.

Figura 12: Exemplos de texturas – (a) e (b) (quase-) periódicas; (c) e (d) aleatórias



Fonte: Autoria própria

Gonzalez e Woods (2008) apontam três principais abordagens para a descrição de texturas. A seguir serão detalhadas as abordagens estatísticas, objeto deste trabalho. Para detalhes das abordagens estrutural e espectral ver Martins (1996) e Nascimento (2003).

2.6.1 Abordagens Estatísticas

As abordagens estatísticas consideram que a textura de uma imagem decorre da variação de intensidade dos *pixels* de acordo com uma função densidade de probabilidade. Andrade et. al. (2021) traduz a abordagem estatística como sendo a medida da distribuição espacial dos valores dos *pixels*, onde as características da textura são calculadas baseadas na distribuição estatística da intensidade dos tons de cinza da imagem especificada em relação a posição dos

pixels. De acordo com Martins (2018), considerando-se que o histograma de uma imagem é uma aproximação para essa função, a caracterização de textura é feita através de medidas como a média e o desvio padrão, por exemplo, que trazem informações dessa distribuição. De acordo com Andrade et. al. (2021), pode-se classificar a abordagem estatística em três tipos: estatística de primeira ordem (um *pixel*), estatísticas de segunda ordem (dois *pixels*) e estatística de ordem superior (três *pixels* ou mais).

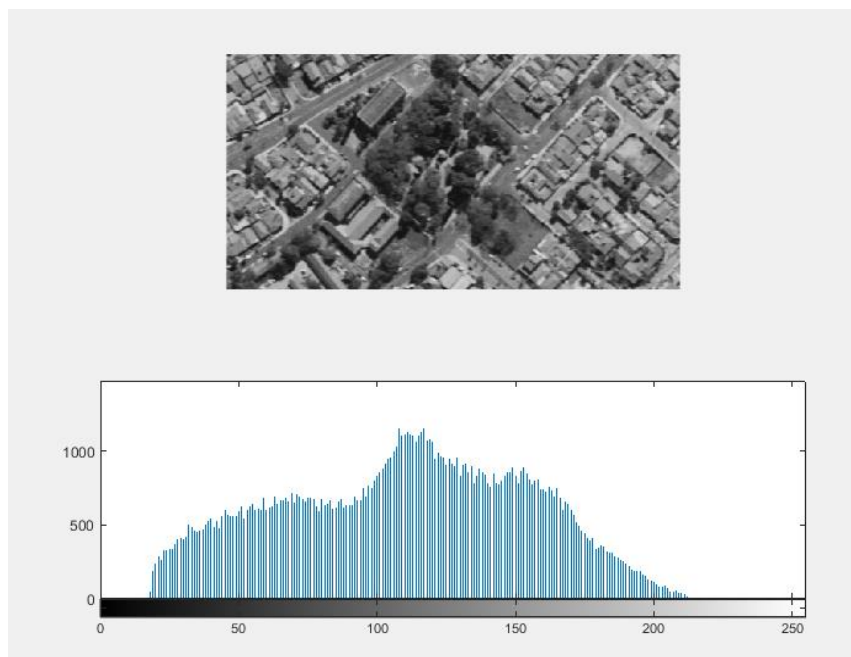
- **Estatística de primeira ordem**

Na estatística de primeira ordem se considera apenas as distribuições dos valores dos *pixels* presentes na imagem. Uma das maneiras mais simples de extrair descritores de uma textura é por meio da análise de seu histograma h_k dado por:

$$h_k(l) = \frac{n_l}{n_k}. \quad (14)$$

onde n_l refere-se ao número de ocorrência dos valores iguais a l no canal k e n o número total de *pixels* da imagem no canal k (ver **Figura 13**).

Figura 13: Imagem em tons de cinza e respectivo histograma



Fonte: Autoria própria

A partir dos histogramas de uma imagem é possível obter para cada canal k , a média aritmética (M_k) que é a medida da centralidade da distribuição; o desvio padrão (μ_k) que traz a informação da dispersão dos valores em torno da média se associando consequentemente ao contraste em cada canal; a suavidade (S_k) que fornece a proximidade dos valores dos *pixels* na imagem; o terceiro momento (T_k) que apresenta a informação de simetria da distribuição, sendo, negativo para aqueles com maior área à esquerda da média, 0 para histogramas simétricos e positivo para os de maior área à direita da média; a uniformidade (U_k) sendo máxima se todos os valores do canal forem máximos e decrescendo a partir desta posição e por último a entropia (ET_k) que mede a aleatoriedade ou estado de ordenação presente na textura (GONZALEZ, WOODS e EDDINS, 2009; MARTINS, 2018):

$$M_k = \sum_{l=1}^L Z_l h_k(Z_l), \quad (15)$$

$$\mu_k = \sqrt{\sum_{l=1}^L Z_l^2 h_k(Z_l)}, \quad (16)$$

$$S_k = 1 - \frac{1}{1 + \mu_k^2}, \quad (17)$$

$$T_K = \sum_{l=1}^L (Z_l - M_K)^3 h_K(Z_l), \quad (18)$$

$$U_K = \sum_{l=1}^L h_K(Z_l)^2, \quad (19)$$

$$ET_K = - \sum_{l=1}^L h_K(Z_l) * \log_2(h_K(Z_l) + \delta), \quad (20)$$

onde z_l representa os possíveis valores de intensidade do *pixel* em cada canal contido no intervalo $[0, L]$ e $\delta = 0,1$ usado propositalmente para solucionar o problema do logaritmo de zero em ET_k .

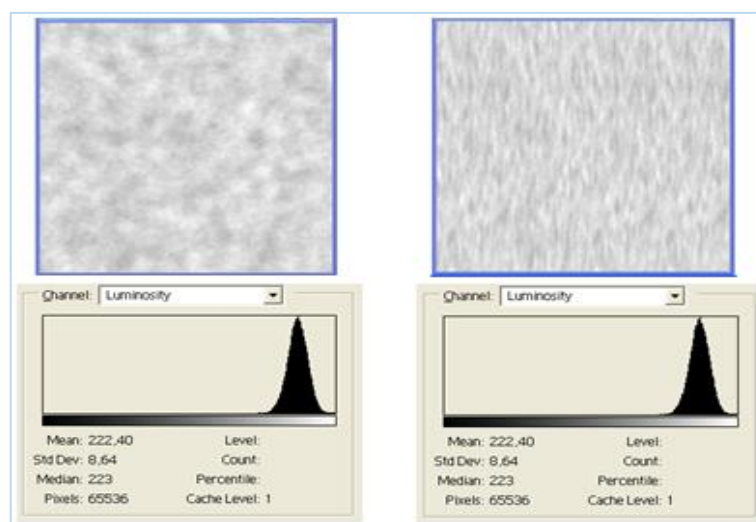
- **Estatística de segunda ordem**

Os dados estatísticos de primeira ordem, embora sejam de grande importância, não levam em consideração as posições relativas entre os *pixels*, fator limitante para caracterização de texturas somente com esses atributos. Martins (2018) exemplifica, na **Figura 14**, um caso em que imagens de texturas diferentes possuem mesmo histograma.

Já as estatísticas de segunda ordem, além de serem eficientes para análise e classificação das imagens, também são utilizadas na diferenciação entre regiões, e se caracterizam numa assinatura de um padrão definido pela região em estudo (OLIVEIRA et. al., 2014).

Haralick, Shanmugam e Dinstein (1973) propuseram o uso da estatística de segunda ordem, com o intuito de incorporar a informação das posições relativas entre os *pixels*, onde são definidas diversas características advindas do cálculo de matrizes de coocorrências (GLCM – *Grey Level Cooccurrence Matrix*), que por sua vez identificam as ocorrências de níveis de cinza em uma imagem (HARALICK, SHANMUGAM e DINSTEIN, 1973). Para Da Silva, Silva Jr e Costa (2020), as GLCMs são extratores de características muito utilizados na literatura, uma vez que são extraídos atributos estatísticos das matrizes de coocorrências evidenciando a mudança de textura da imagem.

Figura 14: Texturas de aspectos visuais diferentes, mas com mesmo histograma



Fonte: MARTINS (2018)

Para Frutuoso (2016, apud MEDEIROS, 2001) as GLCMs são matrizes que apresentam a organização espacial da ocorrência dos níveis de cinza numa imagem, disposta em duas dimensões, onde há a separação dos pares de *pixels* por uma relação fixa que define a distância

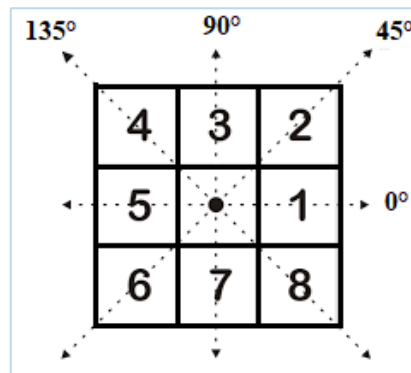
e a orientação que um *pixel* de referência possui em relação a um *pixel* vizinho. Schwartz e Pedrini (2003) caracterizam essa matriz como um histograma bidimensional de frequência de ocorrência dos valores dos *pixels* na imagem. Entretanto, Kohler (2021) diz sucintamente que uma GLCM se baseia em estatísticas de coocorrências, amplamente empregadas na extração dos descritores de textura de uma imagem para fins de classificação da mesma.

Dada uma imagem em níveis de cinza $f(x,y)$ com L valores de intensidade, a matriz de coocorrência $C_{d,\theta}^k(l,m)$ possui dimensão de $L \times L$ e cada posição i e j recebe a quantidade de vezes que os níveis de cinza l e m estão presentes na imagem $f(x,y)$ a uma distância d e uma orientação θ . Se dividir os valores de $C_{d,\theta}^k(l,m)$ pela soma de seus valores, ela se tornará uma matriz de probabilidades $P_{d,\theta}^k(l,m)$ de encontrar pares de *pixels* l e m a uma distância d e orientação θ . Para uma distância $d = 1$ *pixel*, os valores possíveis para θ são representados na **Figura 15**, onde é possível observar que os quatro direcionamentos dão origem a quatro distintas matrizes de coocorrências (HARALICK, SHANMUGAM e DINSTEIN, 1973; BACKES e MESQUITA SÁ JUNIOR, 2016; MARTINS, 2018). Para o cálculo da distância entre dois *pixels* a métrica utilizada é dada por Haralick, Shanmugam e Dinstein (1973):

$$d((k, l), (m, n)) = \max\{|k - m|, |l - n|\}, \quad (21)$$

onde (k, l) e (m, n) são as coordenadas dos *pixels* em questão.

Figura 15: Descrição dos ângulos θ para a distância $d = 1$



Fonte: Autoria própria

A contagem da ocorrência dos *pixels* em uma imagem f , dispostos a uma distância d entre ambos, nas direções 0, 45, 90 e 135 graus, são dados por:

$$P(i, j, d, 0^\circ) = \varphi\{((k, l), (m, n)) \in f | (k - m = 0, |l - n| = d), \\ f(k, l) = i, f(m, n) = j\} \quad (22)$$

$$P(i, j, d, 45^\circ) = \varphi\{((k, l), (m, n)) \in f | (k - m = d, l - n = -d), \\ \text{ou } (k - m = -d, l - n = d), f(k, l) = i, f(m, n) = j\} \quad (23)$$

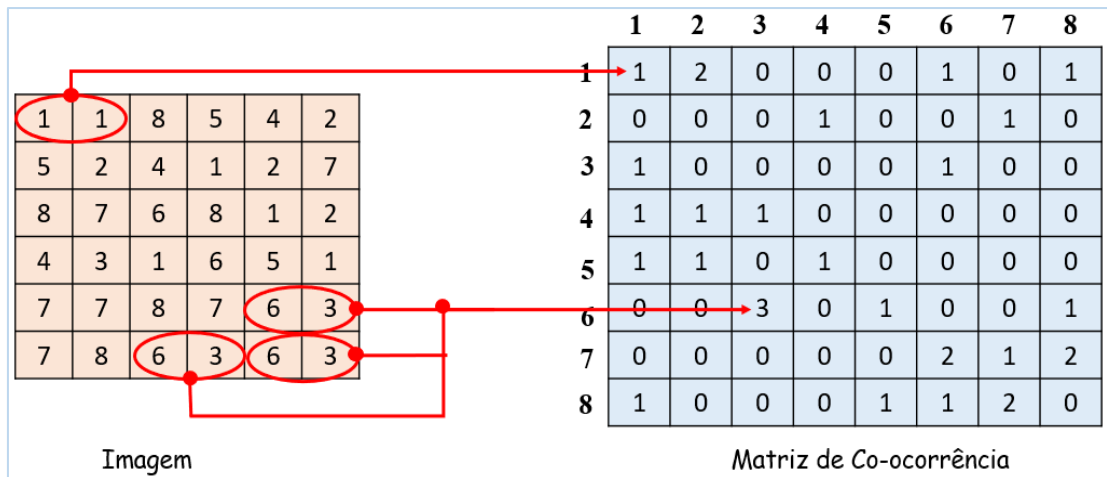
$$P(i, j, d, 90^\circ) = \varphi\{((k, l), (m, n)) \in f | (|k - m| = d, l - n = 0), \\ f(k, l) = i, f(m, n) = j\} \quad (24)$$

$$P(i, j, d, 135^\circ) = \varphi\{((k, l), (m, n)) \in f | (k - m = d, l - n = d), \\ \text{ou } (k - m = -d, l - n = -d), f(k, l) = i, f(m, n) = j\}, \quad (25)$$

onde φ denota o número de elementos do conjunto.

As matrizes de coocorrência podem ser simétricas quando a contagem dos pares de *pixels* é feita em sentido duplo, ou assimétricas, caso seja feita em um único sentido. A **Figura 16** ilustra a construção de uma matriz de coocorrência na orientação 0° :

Figura 16: Exemplo de matriz de coocorrência na orientação 0°



Fonte: Autoria própria

A partir dessas matrizes, calcula-se uma série de medidas como, por exemplo, o contraste ($CT_{d,\theta}^k$), a correlação ($CR_{d,\theta}^k$), a energia ($EN_{d,\theta}^k$) e a homogeneidade ($HM_{d,\theta}^k$) (MARTINS, 2018; RAMALHO, 2013; GONZALES, WOODS e EDDINS, 2009):

- **Contraste:** mede o quão próximos em intensidade são os valores do par de *pixels*, sendo nulo quando os valores da GLCM se concentram na diagonal. O contraste aumenta à

medida que os maiores pesos são encontrados fora da diagonal. O descritor de contraste é definido por:

$$CT_{d,\theta}^K = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{m=0}^{L-1} |l - m|^2 C_{d,\theta}^k(l, m). \quad (26)$$

- **Correlação:** mede o grau de associação da relação linear entre os valores do par de *pixels* da GLCM. Valores absolutos elevados significa forte dependência entre os pares de *pixels* em tons de cinza numa determinada direção. Este atributo é descrito por:

$$CR_{d,\theta}^K = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{m=0}^{L-1} \frac{(l - \mu_l)(m - \mu_m)}{\sigma_l \sigma_m} C_{d,\theta}^k(l, m). \quad (27)$$

onde μ e σ são, respectivamente, a média e o desvio padrão dos valores nas linhas (l) e nas colunas (m).

- **Energia:** também conhecida como uniformidade ou segundo momento angular, mede o nível total de intensidade, ou seja, traz a soma do quadro dos elementos da matriz de coocorrência. A expressão da energia é dada por:

$$EN_{d,\theta}^K = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{m=0}^{L-1} C_{d,\theta}^k(l, m)^2. \quad (28)$$

- **Homogeneidade:** mede o quão próximo da diagonal estão os valores da matriz de coocorrência. É também chamada de momento do inverso da diferença e sua expressão é dada por:

$$HM_{d,\theta}^K = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{m=0}^{L-1} \frac{C_{d,\theta}^k(l, m)}{1 + |l - m|}. \quad (29)$$

2.7 Segmentação

Segmentação é o processo de subdivisão de uma imagem em regiões ou objetos discretos, contíguos e sem superposição, constituindo segmentos significativos, semanticamente. Em outras palavras, consiste numa ação de agrupamento de *pixels* com características semelhantes (GAO, 2009; MENESES e ALMEIDA, 2012; JÄHNE, 2005; SOLOMON e BRECKON, 2016; ROZENDO, 2020; SALVADOR JUNIOR, 2022)

A segmentação desempenha um papel extremamente importante no processamento digital de imagens, porém é uma das tarefas mais difíceis no âmbito da visão computacional à medida que apresenta interpretações particulares de acordo com o assunto de interesse. Uma segmentação correta depende do tipo de objeto/região que se deseja identificar (SALVADOR JUNIOR, 2022). Geralmente, os objetos segmentados são chamados de primeiro plano e o fundo da imagem, segundo plano, que podem ser obtidos, por exemplo, de duas maneiras: Métodos de contorno/fronteira e Métodos baseados em regiões. Para um estudo detalhado sobre diversos algoritmos e métodos de segmentação ver (GONZALEZ, WOODS e EDDINS, 2017; SOLOMON e BRECKON, 2016; BACKES e MESQUITA SÁ JUNIOR, 2016; SALVADOR JUNIOR, 2022; RUSSINI et. al., 2022).

2.8 Classificação

Classificação pode ser entendida como o processo de extração das informações contidas numa imagem digital a fim de reconhecer padrões e características, geralmente utilizadas em Sensoriamento Remoto no mapeamento de áreas da superfície terrestre com interesses específicos. Para Alves Junior e Nardini Gomes (2022), a classificação consiste em rotular os *pixels* de uma imagem por meio de programas computacionais habilitados para reconhecer essas características espectrais dos *pixels*.

Para Martins (2018), o processo de classificação de uma imagem consiste em sua associação a um elemento de um dado conjunto de categorias. Pedrini (2008) defende que a classificação visa determinar um mapeamento que relaciona as propriedades extraídas de amostras com um conjunto de rótulos, observando que, amostras que possuem mesmas características devem ser mapeadas ao mesmo rótulo (PEDRINI, 2008).

Há diversas metodologias de classificação que podem ser divididos em diferentes critérios: classificação supervisionada ou não-supervisionada, paramétrica e não-paramétrica, espectral e espacial.

De acordo com Meneses e Almeida (2012), existe ainda, a possibilidade de divisão dos classificadores em *pixel a pixel* ou por regiões e, conforme Martins (2018), ao invés de se utilizar diretamente os valores dos *pixels*, pode-se utilizar um conjunto de descritores.

Na classificação por *pixel* é feito um estudo da informação espectral de cada *pixel* a fim de identificar regiões homogêneas a partir de valores de distâncias ou de probabilidades de um *pixel* pertencer a uma classe específica.

Na classificação por regiões, considera-se um agrupamento de *pixels* que é usado como unidade de classificação – para um estudo mais detalhado, ver Meneses e Almeida (2012). Na classificação por descritores é feito uma análise das características de cor e textura, permitindo se caracterizar as imagens a serem analisadas (MENESES e ALMEIDA, 2012; KURY e VIEIRA, 2001; MARTINS, 2018).

2.9 Classificadores

Classificadores são operadores que permitem a associação das imagens a um conjunto de rótulos, implementando, desta forma, o processo de classificação.

Neste trabalho, utiliza-se técnicas de Lógica Fuzzy – um sistema baseado em regras fuzzy e Método de Mamdani, para construir o classificador das imagens aéreas do entorno da rodovia Raposo Tavares. Assim, a seguir será feito uma breve revisão desta.

2.10 Tópicos de Lógica Fuzzy

A Teoria dos Conjuntos Fuzzy é uma área extremamente ampla, de modo que enunciar todas as suas propriedades, resultados e definições foge ao escopo deste trabalho. Sendo assim serão apresentas, de maneira sucinta, as principais definições usadas no presente estudo.

Todas as definições (**Definição 1 a Definição 12**) se baseiam nos trabalhos de Peixoto (2005), Barros e Bassanezzi (2010), Marins (2016), Marins e Peixoto (2016) e Santos, Granero e Luiz (2021). Para um estudo mais detalhado sobre o tema, inclusive com demonstrações, consultar Marins (2016) e Barros e Bassanezzi (2010).

2.10.1 Lógica Fuzzy

A Lógica Fuzzy, para Silva Lira, Francisco e Feiden (2022), por sua estrutura matemática e propriedade de inexatidão/incerteza entre fronteiras, é capaz de tratar problemas com imprecisões e abstrações, bem como representar a variação e importância relativa de cada critério abordado no estudo possibilitando resultados mais confiáveis.

A Lógica Fuzzy (difusa) foi proposta, em um artigo chamado “Fuzzy Sets” no ano de 1965 (ZADEH, 1965), por Lofti A. Zadeh (Professor da Universidade da Califórnia em Berkeley) como uma extensão da lógica clássica permitindo que estados indeterminados, incertos ou ambíguos possam ser tratados por dispositivos de controle, de forma a avaliar termos linguísticos (MARTINS, 2018; QUISPE e YUJRA, 2022).

Em 1971, em sua publicação “*Quantitative Fuzzy Semantics*” aparecem os elementos formais que dão origem às metodologias e aplicações de Lógica Fuzzy como são conhecidas hoje. No início, as ideias de Zadeh não foram seguidas pela comunidade científica, porém a partir de 1973, muitos pesquisadores começaram a aplicar a lógica fuzzy em vários processos trazendo grandes contribuições para o desenvolvimento, estudo e aplicações dessa teoria (QUISPE e YUJRA, 2022).

2.10.2 Conjuntos fuzzy

Em conjuntos clássicos (*crisp*) é possível dizer, com certeza, se um dado elemento pertence ou não ao grupo, ou seja, dado um conjunto A e um elemento x , diz-se que $x \in A$ ou que $x \notin A$.

Por exemplo, seja A o conjunto dos números ímpares. Então sabemos que $1 \in A$ e que $2 \notin A$. Em alguns casos, essa relação de pertinência já não pode ser feita com “tanta” convicção. Por exemplo, seja B o conjunto formado por números reais próximos de cinco. Pode-se dizer que 4,9 e 6 pertencem a B ? Tem-se nesse exemplo uma incerteza, pois não se sabe até que ponto é possível dizer objetivamente que um número está ou não próximo de 5.

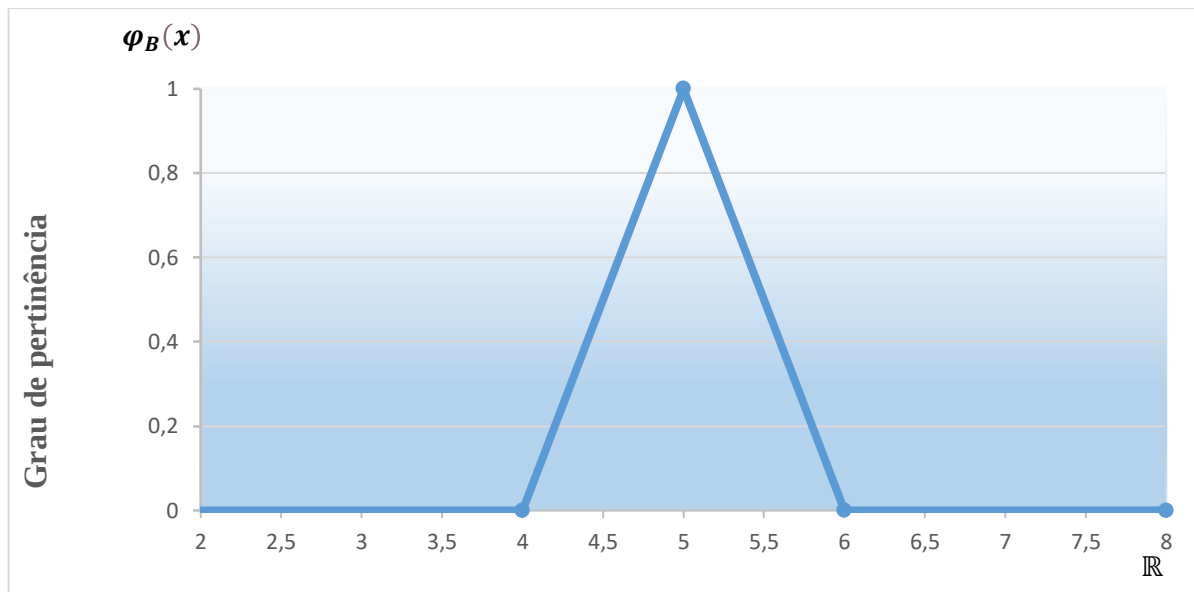
Zadeh, então, criou a noção de grau de pertinência onde certo elemento pode parcialmente fazer parte de um dado conjunto e, nesse sentido, podemos associar aos números 4,9 e 6, graus de pertinências compatíveis com o conceito que caracteriza um conjunto fuzzy. Por exemplo, a **Figura 17** representa um conjunto fuzzy “próximo de cinco”.

Para obter a formulação matemática de um conjunto fuzzy, Zadeh se baseou no fato de que qualquer conjunto clássico pode ser caracterizado por sua função característica (PEIXOTO, 2005). Seja U um conjunto e A um subconjunto de U . A função característica de A é dada por:

$$X_A(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \in A \\ 0, & \text{se } x \notin A \end{cases} \quad (30)$$

Pode-se notar que o objetivo da função característica de um subconjunto $A \subseteq U$, é indicar se um elemento $x \in U$ pertence ou não a A , dependendo de sua imagem em $\{0, 1\}$. Assim, a função característica descreve completamente o conjunto A , uma vez que indica quais elementos do conjunto U são elementos de A (PEIXOTO, 2005).

Figura 17: Representação do conjunto fuzzy B



Fonte: Autoria própria

Permitindo uma espécie de “relaxamento” no conjunto imagem da função característica de um conjunto, Zadeh formulou matematicamente um subconjunto fuzzy (MARINS, 2016; BARROS e BASSANEZZI, 2010; ORTEGA, 2001; ZADEH, 1965).

Definição 1: Um subconjunto fuzzy F de um Conjunto Universo U ($F \subseteq U$) é caracterizado por uma função $\varphi_F: U \rightarrow [0, 1]$, chamada função grau de pertinência do conjunto fuzzy F .

Formalmente, um subconjunto fuzzy foi definido pela ampliação do contradomínio da função característica – do conjunto $\{0, 1\}$ para o intervalo $[0, 1]$.

Para Marins (2016) e Peixoto (2005), função de pertinência é uma função numérica gráfica/tabulada que atribui valores de pertinência fuzzy para os valores de uma variável em seu conjunto universo, representando, ainda, os aspectos fundamentais de todas as ações teóricas e práticas de sistemas fuzzy.

É necessário lembrar que o universo de uma variável representa o intervalo numérico de todos os possíveis valores reais que uma variável específica pode assumir. Voltando ao nosso exemplo, o conjunto B (números reais próximos de 5) é uma questão que nos direciona a uma série de análises e, a depender do contexto, os números podem ser associados a graus de pertinência compatíveis com as características do conjunto.

2.10.3 Operações entre conjuntos fuzzy

Nesta seção é apresentaremos as operações típicas de conjuntos como união, intersecção e complementação.

Dados A e B , dois subconjuntos fuzzy de U e funções de pertinências indicadas por φ_A e φ_B , respectivamente, diz-se que A é subconjunto fuzzy de B ($A \subset B$), se $A(x) \leq B(x)$ para todo $x \in U$. O conjunto vazio ($\emptyset$) tem função de pertinência $\varphi_{(\emptyset)} = 0$ enquanto o conjunto universo (U) tem função de pertinência $\varphi_{(U)} = 1$ para todo $x \in U$. Assim, pode-se dizer que $\emptyset \subset A$ e que $A \subset U$ para todo A .

Definição 2: *Dados dois conjuntos fuzzy A e B , as funções de pertinência que representam os conjuntos fuzzy união, intersecção e complementar de conjuntos fuzzy são dadas por:*

$$\varphi_{(A \cup B)}(x) = \max_{(x \in U)} \{ \varphi_{(A)}(x), \varphi_{(B)}(x) \} = \varphi_{(A)}(x) \vee \varphi_{(B)}(x), \quad (31)$$

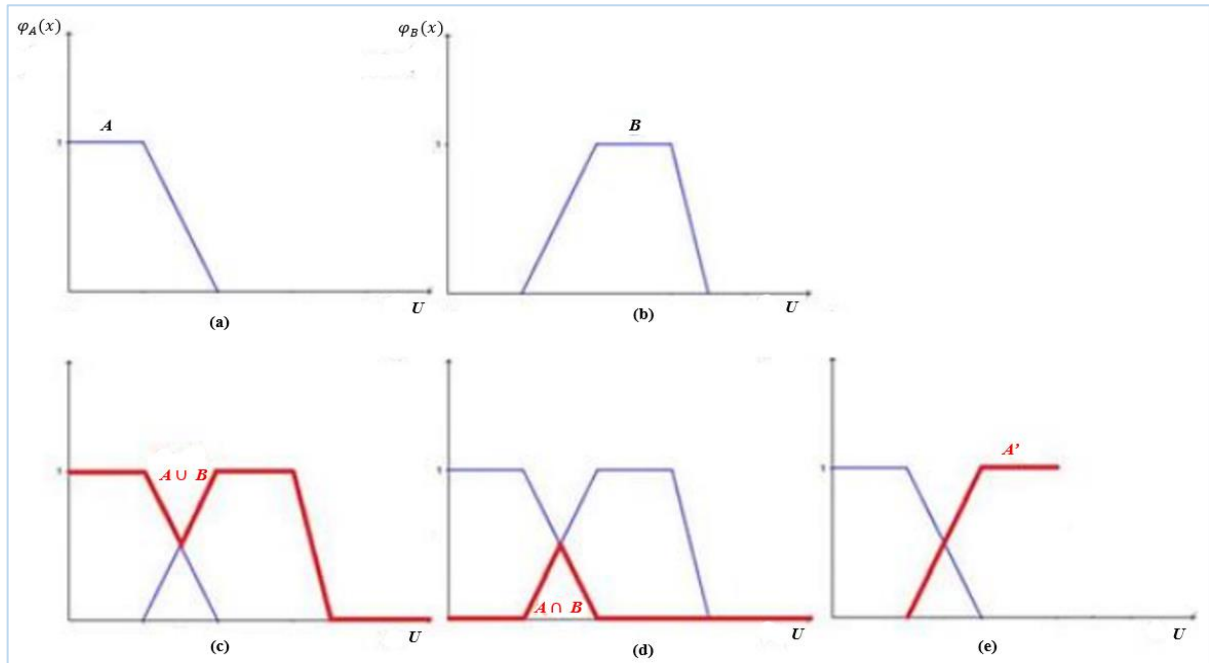
$$\varphi_{(A \cap B)}(x) = \min_{(x \in U)} \{ \varphi_{(A)}(x), \varphi_{(B)}(x) \} = \varphi_{(A)}(x) \wedge \varphi_{(B)}(x), \quad (32)$$

$$\varphi_{(A^c)}(x) = 1 - \varphi_{(A)}(x), \quad x \in U \quad (33)$$

respectivamente.

A **Figura 18** ilustra a **Definição 2**.

Figura 18: Operações com subconjuntos fuzzy – (a) Conjunto Fuzzy A ; (b) Conjunto fuzzy B ; (c) União; (d) Intersecção; (e) Complemento



Fonte: Adaptado de (MARINS, 2016)

2.10.4 Número fuzzy

Assim como no caso clássico, em números fuzzy também há necessidade de recorrer a cálculos matemáticos, porém com o diferencial de se trabalhar com valores imprecisos, ou seja, todos são unânimes em afirmar que o triplo de uma quantidade “em torno de 2” resulta em outra “em torno de 6”. Para isso, existem objetos que generalizam os números reais – os chamados de números fuzzy (PEIXOTO, 2005). Para definir um número fuzzy, é necessário introduzir os conceitos de α -nível de um conjunto fuzzy A e Suporte de A .

Definição 3: Dados um conjunto fuzzy A e $\alpha \in [0, 1]$, define-se como α – nível de A o conjunto:

$$[A]^\alpha = \{x \in U: \varphi_A(x) \geq \alpha\}. \quad (34)$$

Definição 4: Dado um conjunto fuzzy A , Suporte de A ($\text{supp}A$) são todos os elementos de U que têm grau de pertinência diferente de zero em A , ou seja,

$$\text{supp}A = [A]^0 = \{x \in U: \varphi_A(x) > 0\}. \quad (35)$$

Definição 5: É denominado número fuzzy, um conjunto fuzzy A , quando o conjunto universo (onde A está definido) é o conjunto dos números reais ($\varphi_A(x): R \rightarrow [0, 1]$) e satisfaz as condições

1. $[A]^\alpha \neq \emptyset, \forall \alpha \in [0, 1]$;
2. $[A]^\alpha$ é um intervalo fechado, $\forall \alpha \in [0, 1]$;
3. O suporte de A é limitado.

Os números fuzzy mais comuns são os triangulares e os trapezoidais (**Figura 19**).

Definição 6: Diz-se que um número fuzzy A é triangular se sua função de pertinência é da forma:

$$\varphi_A(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & \text{se } a \leq x < b \\ \frac{x-c}{b-c}, & \text{se } b \leq x < c \\ 0, & \text{se } x \geq c \end{cases}, \quad (36)$$

para $a < b < c$.

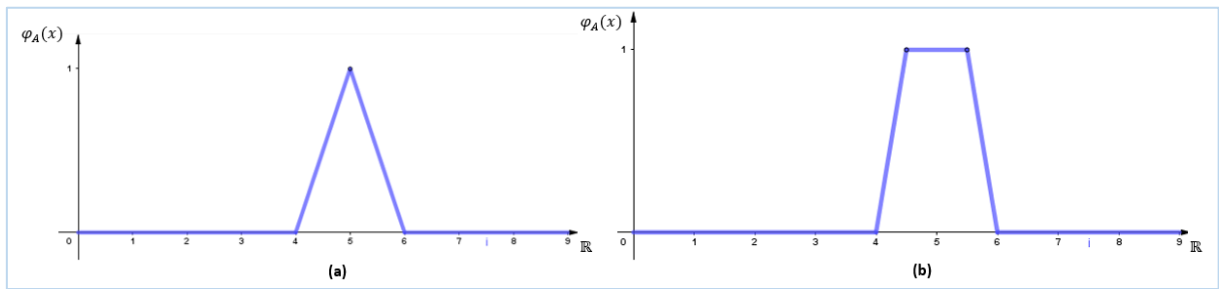
O gráfico de um número fuzzy triangular tem em sua base o intervalo $[a, c]$, um único vértice no ponto $(b, 1)$ formando um triângulo. Assim, os números reais, a , b e c definem o número fuzzy triangular A .

Definição 7: Diz-se que um número fuzzy A é trapezoidal se sua função de pertinência é da forma:

$$\varphi_A(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & \text{se } a \leq x < b \\ 1, & \text{se } b \leq x < c \\ \frac{x-d}{c-d}, & \text{se } c \leq x < d \\ 0, & \text{se } x \geq d \end{cases}, \quad (37)$$

para $a < b < c < d$.

Figura 19: Ilustração gráfica para funções de pertinência – (a) Triangular; (b) Trapezoidal



Fonte: MARINS (2016)

2.10.5 Relações fuzzy

As relações fuzzy, assim como ocorre nos conjuntos fuzzy, são uma generalização das relações clássicas. Uma relação clássica descreve a inter-relação entre dois ou mais objetos, podendo ser binária, quando ocorre entre dois objetos; ternária, se ocorrer entre três objetos; e n -ária para n objetos (MARINS, 2016). Como exemplo, uma relação entre pai e filho pode ser representada por uma relação binária (pai, filho).

Uma relação clássica segue a função característica clássica como, por exemplo, em relações humanas uma relação de amizade entre duas pessoas significa que, ou alguém é seu amigo ou não o é – uma simplificação da realidade. Por outro lado, uma relação de "amizade fuzzy" entre duas ou mais pessoas pode levar em consideração o grau de amizade entre ambos, ou seja, dois ou mais indivíduos podem se relacionar com diferentes graus de amizade entre 0 (não amigos) e 1 (certamente amigos). Portanto, na Teoria Clássica de Conjuntos uma relação indica, entre os objetos em análise, se existe ou não associação, enquanto numa relação fuzzy, além de indicar se existe ou não uma associação, indica também o grau dessa relação (MARINS, 2016; MARINS e PEIXOTO, 2016; PEIXOTO, 2005).

No desenvolvimento deste trabalho se depara com informações da forma: “Se p é A , e q é B , e r é C , ..., então y é D ”. Para traduzir essas sentenças numa linguagem matemática, é preciso modelar os conectivos “e” e “ou”, bem como a condição “Se ... então ...”.

Primeiramente considerando o conectivo “e”, operador lógico de união de conjuntos (operador $\min$), denota-se por norma triangular (t -norma), adotando como notação genérica o símbolo Δ e, escrevendo $x\Delta y$.

Definição 8: O operador $\Delta : [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$, dado por $\Delta : (x, y) = x\Delta y$ é uma t -norma, se satisfaz as seguintes condições:

- i) *Elemento neutro:* $\Delta(1, x) = 1\Delta x = x$;
- ii) *Comutativa:* $\Delta(x, y) = x\Delta y = y\Delta x = \Delta(y, x)$;
- iii) *Associativa:* $x\Delta(y\Delta z) = (x\Delta y)\Delta z$;
- iv) *Monotonicidade:* se $x \leq u$ e $y \leq v$, então $x\Delta y \leq u\Delta v$.

Um exemplo de t -norma é dado por Marins (2016):

$$\Delta(x, y) = x\Delta y \leq \min\{x, y\} \rightarrow \Delta(x, 0) = x\Delta y \leq \min\{x, 0\} = 0. \quad (38)$$

Análogo à construção das t -normas, o termo “ou”, operador lógico de intersecção de conjuntos (operador $\max$) é denominado conorma triangular (t -conorma) e adotada como notação genérica o símbolo ∇ e, escrevemos $x\nabla y$.

Definição 9: O operador $\nabla(x, y) = x\nabla y$ é uma t -conorma se satisfaz as seguintes condições:

- i) *Elemento neutro:* $\nabla(0, x) = 0\nabla x = x$;
- ii) *Comutativa:* $\nabla(x, y) = x\nabla y = y\nabla x = \nabla(y, x)$;
- iii) *Associativa:* $x\nabla(y\nabla z) = (x\nabla y)\nabla z$;
- iv) *Monotonicidade:* se $x \leq u$ e $y \leq v$, então $x\nabla y \leq u\nabla v$.

Um exemplo de t -conorma é dado por Marins (2016):

$$\nabla(x, y) = x\nabla y \leq \max\{x, y\} \rightarrow \nabla(x, 0) = x\nabla y \leq \max\{x, 0\} = x. \quad (39)$$

A saber, as t -normas e t -conormas são responsáveis pela base teórica para os sistemas baseados em regras fuzzy, que são as principais ferramentas da lógica fuzzy utilizadas neste trabalho.

Definição 10. A relação clássica $\mathfrak{R}$, sobre $U_1 \times U_2 \times U_3 \times \dots \times U_n$, é um subconjunto (clássico) qualquer do produto cartesiano $U_1 \times U_2 \times U_3 \times \dots \times U_n$. Se o produto cartesiano é formado por apenas dois conjuntos, sejam iguais ($U \times U$) ou diferentes ($U_1 \times U_2$), $\mathfrak{R}$ é chamada de relação binária sobre U e binária sobre $U_1 \times U_2$, respectivamente.

Pelo fato da relação $\mathfrak{R}$ ser um subconjunto do produto cartesiano, a mesma pode ser representada por uma função característica X_R , da seguinte forma:

$$X_R(x_1, x_2, \dots, x_n) = \begin{cases} 1, & \text{se } (x_1, x_2, \dots, x_n) \in R \\ 0, & \text{se } (x_1, x_2, \dots, x_n) \notin R \end{cases} \quad (40)$$

Definição 11: A relação fuzzy $\mathfrak{R}$ sobre $U_1 \times U_2 \times U_3 \times \dots \times U_n$, é um subconjunto fuzzy qualquer de $U_1 \times U_2 \times U_3 \times \dots \times U_n$. Se o produto cartesiano é formado por apenas dois conjuntos, sejam iguais ($U \times U$) ou diferentes ($U_1 \times U_2$), a relação é chamada de fuzzy binária ou fuzzy binária sobre $U_1 \times U_2$, respectivamente. E, se os conjuntos U_i forem todos iguais a U , $\mathfrak{R}$ é uma relação fuzzy sobre U .

Uma relação fuzzy sobre $U_1 \times U_2 \times U_3 \times \dots \times U_n$, fator de grande utilidade na teoria de controladores fuzzy, é o produto cartesiano entre conjuntos fuzzy.

Definição 12: O produto cartesiano fuzzy dos subconjuntos fuzzy $A_1 \times A_2 \times A_3 \times \dots \times A_n$ de $U_1 \times U_2 \times U_3 \times \dots \times U_n$, respectivamente, é a relação fuzzy $A_1 \times A_2 \times A_3 \times \dots \times A_n$ representada pela função de pertinência

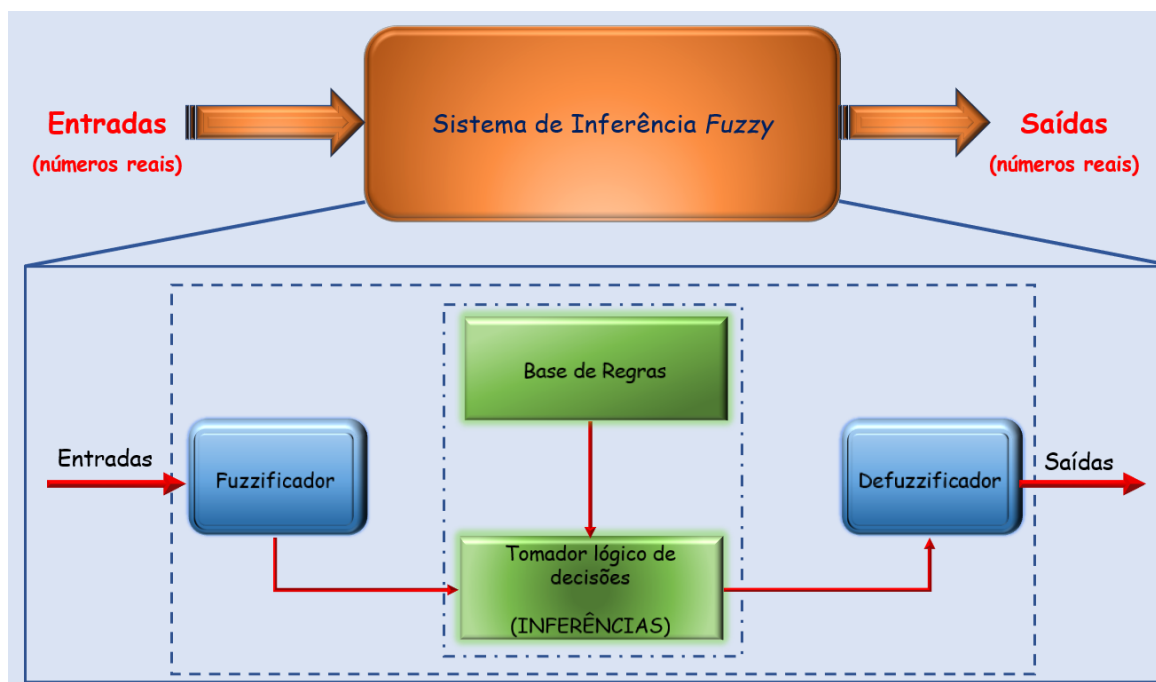
$$\varphi_{A_1 \times A_2 \times A_3 \times \dots \times A_n}(a_1, a_2, a_3, \dots, a_n) = \varphi_{A_1}(a_1) \wedge \varphi_{A_2}(a_2) \wedge \varphi_{A_3}(a_3) \wedge \dots \wedge \varphi_{A_n}(a_n), \quad (41)$$

para todo $(a_1, a_2, a_3, \dots, a_n) \in U_1 \times U_2 \times U_3 \times \dots \times U_n$, onde $\wedge$ representa o mínimo.

2.10.6 Sistema de Inferência Fuzzy (SIF)

Um SIF pode ser entendido como uma coleção de variáveis de entradas e de saídas com regras que associam as entradas para resultar em conjuntos para as saídas (WEBER e KLEIN, 2003). Em Pereira (2021), um SIF pode ser entendido como componente de um Sistema de Base de Regras Fuzzy (SBRF) responsável pela tradução matemática de sua base de regras, influenciando não apenas na resposta do sistema, como também no custo computacional. Para Martins (2018) um SIF associa uma entrada a uma saída, utilizando um processo de fuzzificação, uma base de regras, um modo de inferência e um defuzzificador, como esquematizado na **Figura 20**.

Figura 20: Esquema geral de um Sistema de Inferência Fuzzy



Fonte: Adaptado de (CUNHA, ANTUNES e MOURA, 2020)

No processo de fuzzificação, os dados de entrada são modelados por conjuntos fuzzy, com seus respectivos domínios, por meio de funções de pertinência construídas a partir da base de conhecimentos que devem possuir informações necessárias para se tratar o assunto (PEIXOTO et. al., 2008; MARTINS, 2018; BARROS e BASSANEZZI, 2010).

A base de regras é o módulo central do sistema fuzzy, sendo composta por proposições descritas na forma linguística por sentenças do tipo “SE...ENTÃO” que são construídas de acordo com estudos realizados na base de conhecimento.

O modo de inferência fuzzy traduz matematicamente cada proposição fuzzy por meio de técnicas de lógica fuzzy. Nele se define as *t-normas*, *t-conormas* e regras de inferência a serem usadas na obtenção das relações fuzzy modeladas na base de regras.

Na defuzzificação as saídas fuzzy do módulo de inferência são transformadas em número *crisp*, ou seja, em número real (BARROS & BASSANEZZI, 2010).

Segundo a teoria de Zadeh (1965), dados vários conjuntos e um elemento, este mesmo elemento pode pertencer a um ou mais conjuntos, com diferentes graus de pertinência (**Definição 1**). Em Martins (2018), para a implementação do módulo de inferência fuzzy as principais operações são: união, intersecção e complemento (**Definição 2**).

As formas de implementação do módulo SIF mais utilizados, apontados em muitos trabalhos, são os controladores de Mamdani e Takagi-Sugeno. Outros métodos de inferência

fuzzy, ou possibilidade de se adicionar inovações às técnicas existentes com o objetivo de melhorar o desempenho computacional e a aplicabilidade de um SBRF são contemplados na literatura (Pereira, 2021; SON, VIET e HAI, 2017).

O método de Mamdani foi proposto em 1974 por Ebrahim Mamdani, da Universidade de Londres, o Método de Mandani foi um dos pioneiros em modelos de sistemas fuzzy, que na ocasião foi criado para controlar um motor a vapor em combinação com uma caldeira. Para isso, aplicou-se um conjunto de regras fuzzy fornecidos por operadores experientes, algoritmos fuzzy para sistemas complexos e processos de decisão (LIMA, 2008; QUISPE e YUJRA, 2022).

Pelo método de Mamdani, nas implicações “SE (if)” são aplicados os operadores “E (and)” ou “OU (or)” que ativam a regra “ENTÃO”, mencionadas anteriormente.

O operador “E” e a função de implicação podem ser implementados pelas operações de intersecção (*min*) e produto algébrico (*prod*) (SOUSA JR, 2010).

Na operação de intersecção, define-se a função de pertinência resultante como o valor mínimo, para cada ponto do domínio, entre as funções de pertinência $\varphi_A(x)$ e $\varphi_B(x)$ dos conjuntos fuzzy com entradas A e B. Já o produto algébrico corresponde ao produto das funções de pertinência dos conjuntos fuzzy de entrada.

O operador “OU” permite o uso direto das operações união (*max*) e soma algébrica (*probor*).

Na operação de união, a função de pertinência resultante é definida como o valor máximo para cada ponto do domínio entre as funções de pertinência ($\varphi_A(x)$ e $\varphi_B(x)$) dos conjuntos fuzzy com entrada A e B. Já a soma algébrica corresponde à diferença entre a soma das funções de pertinência dos conjuntos fuzzy de entrada e o produto destas funções.

Após o processo de defuzzificação e tomada de decisão, os valores obtidos ainda são mensurados por conjuntos fuzzy. É necessário, porém, que estes sejam agregados de maneira que a saída corresponda a um único conjunto fuzzy para cada variável de saída (SOUSA JR, 2010). Os operadores que implementam essa agregação são: união (*max*), soma algébrica (*probor*) e soma de cada regra de saída (*sum*).

O método de inferência TSK (Takagi-Sugeno-Kang), definido por Takagi, Sugeno e Kang (TAKAGI E SUGENO, 1985), consiste em uma abordagem sistemática para gerar regras fuzzy baseadas em um conjunto de dados de entrada (input) e saída (output). Nesses sistemas, as entradas e saídas são variáveis reais, como nos sistemas com fuzzificador e defuzzificador. Entretanto, ao invés de considerar as regras fuzzy “Se-Então”, utilizam as regras na forma “Se x é A (premissa) - Então $y = cx$ (consequente).” Para um estudo mais detalhado sobre o método TSK, ver Machado (2003). Neste trabalho, porém, é utilizado o Método de Mamdani.

A etapa de defuzzificação, conforme mencionado anteriormente, é responsável pela transformação dos dados difusos em numéricos e pode ser feito por vários métodos, como os elencados por Mendonça Neta (2005), Sousa Jr (2010) e Lima (2016):

- Centro de gravidade (COG) ou centro de área (COA): método desenvolvido por Sugeno em 1985, muito precisa e a mais utilizada na literatura, obtém o centro de gravidade da distribuição de possibilidades da ação de controle. A técnica de defuzzificação pelo COG/COA pode ser expressa como:

$$COG(B) = \frac{\sum_{i=0}^n x_i \varphi_B(x_i)}{\sum_{i=0}^n \varphi_B(x_i)}, \quad (45)$$

para o domínio discreto.

$$COG(B) = \frac{\int_{\mathbb{R}} x \varphi_B(x) dx}{\int_{\mathbb{R}} \varphi_B(x) dx}, \quad (46)$$

para o domínio contínuo.

- Média dos máximos (MOM): é uma derivação do método de COG, calcula a média de todos os valores de saída onde os graus de pertinência atingiram o máximo, e expressa por:

$$MOM(B) = \frac{\sum x_i}{n}, \quad (42)$$

sendo n o número dos valores x quantizados que atingem os valores máximos de x_i , com $1 \leq i \leq n$, os elementos de maior pertinência ao conjunto fuzzy B .

- Maior dos máximos (LOM): maior valor entre os dados de saída que tem grau máximo de pertinência, de acordo com:

$$LOM(B) = \{max\ x(x_i \setminus \varphi_B(x_i) = max(\varphi_B(x_i)))\}. \quad (43)$$

- Mínimo dos máximos (SOM): menor saída com o valor máximo de grau de pertinência, expressa por:

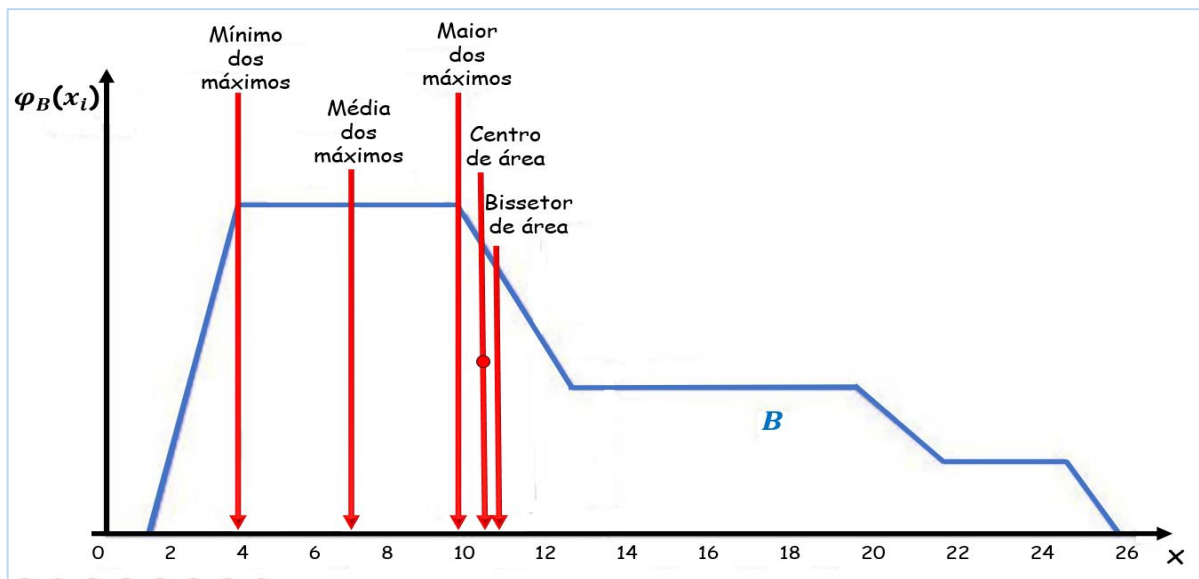
$$SOM(B) = \{ \min(x_i \setminus \varphi_B(x_i)) = \min(\varphi_B(x_i)) \}. \quad (44)$$

- Bissetor de área (BIA): método que calcula o ponto de encontro das bissetrizes dos ângulos internos da função de pertinência resultante do processo de inferência. Os resultados proporcionados por esse método são muito próximos aos proporcionados pelo COG, e pode ser expresso como:

$$BIA(B) = \frac{\sum_{i=0}^L x_i \sum_{j=0}^M \varphi_B(x_i)}{\sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^M \varphi_B(x_i)}. \quad (47)$$

A **Figura 21** possibilita a visão gráfica dos diferentes métodos de defuzzificação.

Figura 21: Sumário dos diferentes métodos de defuzzificação



Fonte: Autoria própria

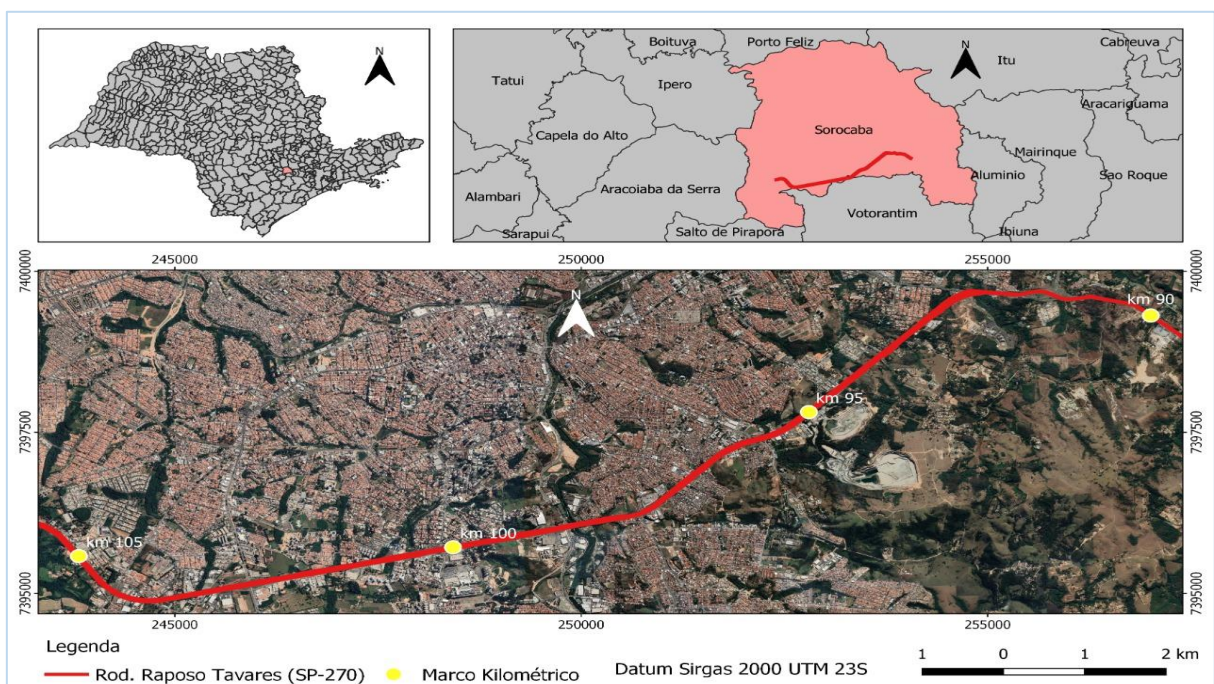
3 MATERIAIS E MÉTODOS

Para que se atinja os objetivos propostos neste trabalho, foram selecionados um banco de imagens coletadas aleatoriamente do entorno da rodovia Raposo Tavares (entre os quilômetros 90 e 105), um conjunto de descritores pré-estabelecidos em Marins Zurssa e Martins (2022) e um modelo de SIF, e foram realizados diversos experimentos com o propósito de relacionar e identificar os melhores resultados de classificação dos *pixels* para, então, efetuar a segmentação das respectivas áreas. Neste capítulo são apresentados os procedimentos metodológicos para o desenvolvimento da tese.

3.1 Área de estudo

A área de estudo compreende a região entre os quilômetros 90 e 105 da Rodovia Raposo Tavares, no trecho que corta a cidade de Sorocaba/SP, como mostrado na **Figura 22**.

Figura 22: Mapa de localização da área de estudo na Rodovia Raposo Tavares



Fonte: Autoria própria

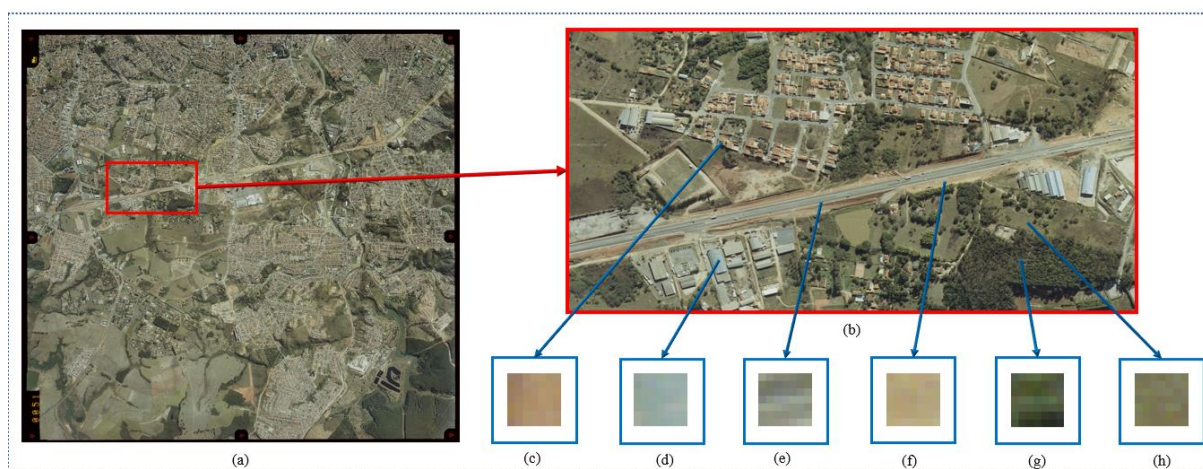
3.2 Materiais

Os recursos materiais utilizados para o desenvolvimento desta pesquisa são constituídos por um conjunto de imagens aéreas de alta resolução (fornecidas pelo orientador), banco de amostras/imagens (construído pelo autor), *softwares* para o processamento das imagens (MATLAB) e o aplicativo do Google Earth (Livre). Maiores detalhes desses materiais serão explicados nessa e nas próximas seções conforme locação no texto.

O conjunto de imagens aéreas (dados do voo em **Anexo A**) é formado por 9 imagens com resoluções espaciais de 0,70 metros, salvas em arquivos de 203 MB no formato “*tif*” com dimensões de 8418 x 8443 *pixels* (exemplo na **Figura 23(a)**), que abrangem toda a cidade de Sorocaba.

De posse do conjunto de imagens aéreas, para posterior análise e coleta de amostras, definiu-se visualmente a região de interesse do entorno da Rodovia Raposo Tavares (entre os quilômetros 90 e 105). Desta região, coletou-se 10 sub-imagens (exemplo na **Figura 23(b)**), que foram salvas em formato “*tif*” nas dimensões 1366 x 619 *pixels* com 2,41 MB e que foram utilizadas para a coleta das amostras, cujas dimensões são de 7 x 7 *pixels* (exemplo nas **Figuras 23(c)-(h)**).

Figura 23: Processo de construção de recortes para o banco de imagens – (a) Imagem aérea, (b) Sub-imagem do entorno da rodovia, (c) Recorte de área residencial, (d) Recorte de área industrial, (e) Recorte de área de rodovias, (f) Recorte de área de solo exposto, (g) Recorte de área de vegetação arbórea, (h) Recorte de área de vegetação rasteira



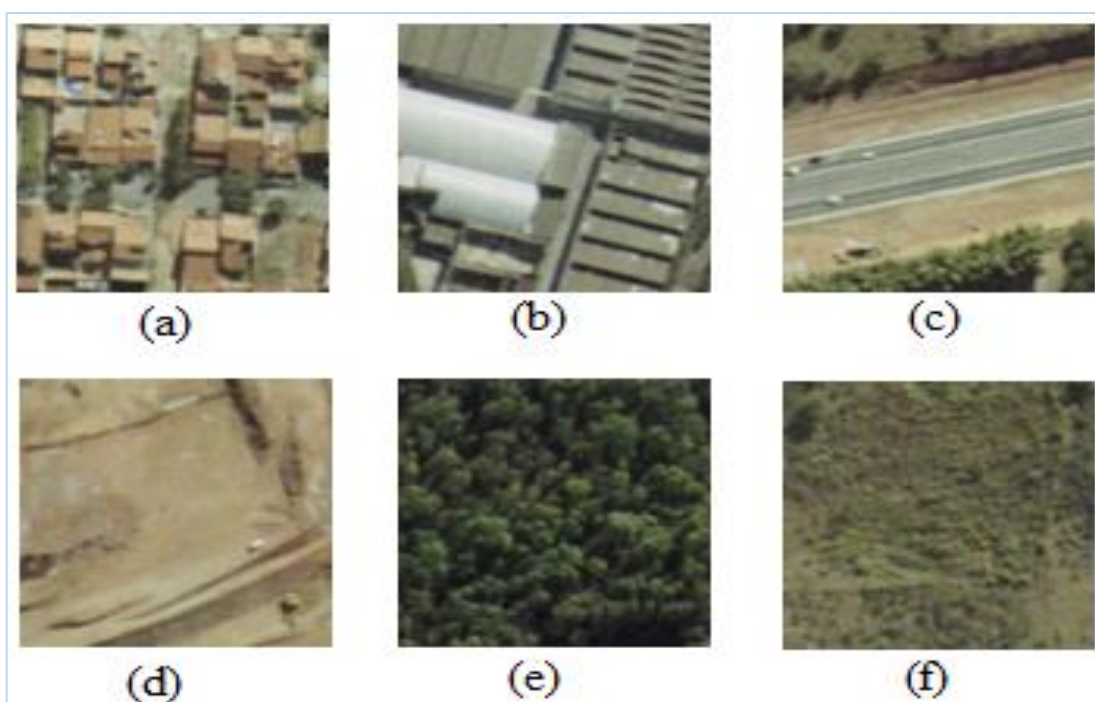
Fonte: Autoria própria

Assim, o banco de imagens para análise, estudo, construção e treinamento do sistema de classificação e segmentação é composto por 1200 amostras coletadas, visualmente e aleatoriamente, de acordo com as seguintes coberturas do solo: áreas residenciais, industriais, solos expostos, vegetações arbóreas e rasteiras, além da própria rodovia (**Tabela 1**). Desse conjunto, todas as imagens, como já mencionado, possuem dimensões 7×7 pixels e foram salvas em formato “tif”.

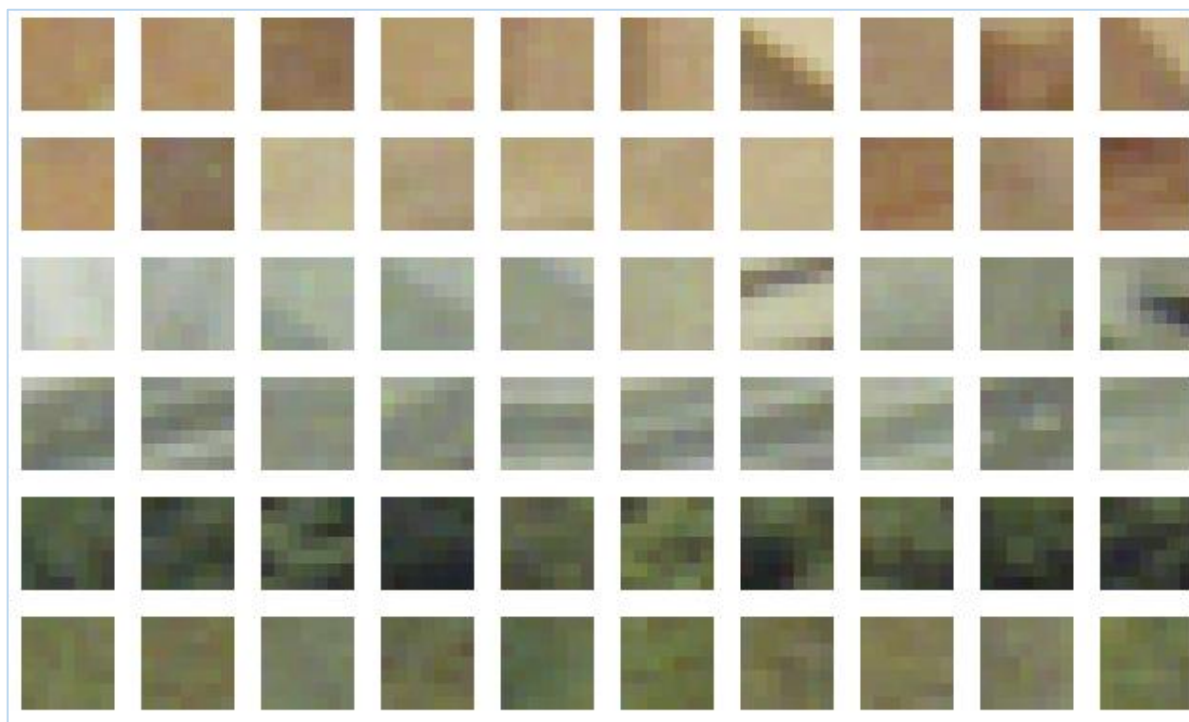
Para a escolha da dimensão utilizada na caracterização dos cinco descritores ($D1$, $D2$, $D3$, $D4$ e $D5$) foram realizados testes em diversos tamanhos de imagens como, por exemplo, 5×5 pixels, 7×7 pixels, 15×15 pixels, 29×29 pixels e 41×41 pixels. Assim, 7×7 pixels foi selecionado por apresentar melhor resultado na segmentação, em se tratando da nitidez da mesma. Uma justificativa é que esse tamanho se aproxima dos padrões em filtragem, que é 3×3 dados em Gonzalez e Woods (2010) e então, não distorce a imagem fazendo com que perca suas características.

As **Figuras 24** e **25** exemplificam, respectivamente, a textura das coberturas do solo e um mosaico com amostras do banco de imagens (10 amostras por linha, ordenadas de cima para baixo em residência, solo exposto, indústria, rodovia, vegetação arbórea e vegetação rasteira).

Figura 24: Exemplos de tipos de cobertura do solo – (a) Residencial, (b) Industrial, (c) Rodovia, (d) Solo Exposto, (e) Vegetação Arbórea, (f) Vegetação Rasteira



Fonte: Autoria própria

Figura 25: Mosaico com recortes do banco de imagens (dimensões 7 x 7 pixels)

Fonte: Autoria própria

Tabela 1: Cobertura e quantidade de imagens

Tipo de Cobertura	Quantidade de imagens
Residencial	200
Industrial	200
Rodovia	200
Solo Exposto	200
Vegetação Arbórea	200
Vegetação Rasteira	200
Total	1200

Fonte: Autoria própria

O *software* utilizado no processamento das imagens e para construção do SIF foi o MATLAB; a caixa de ferramentas *fuzzy Logic Desiner Toolbox* for MATLAB e computador DELL i15-5567-A40C com processador Intel Core i7-7^a geração, 8 GB de memória RAM e

disco rígido de 1 TB. O aplicativo é o *Google Earth Pro*, baixado no mesmo computador, cujo objetivo foi o de testar o sistema em um outro conjunto de imagens totalmente diferente ao utilizado na construção do SIF.

3.3 Métodos

Com técnicas de PDI e Lógica Fuzzy foi desenvolvido um sistema para classificação e segmentação das regiões do entorno das rodovias com o objetivo de identificar os diversos tipos de cobertura do solo. Toda a análise para construção e teste do sistema foi feita em amostras com dimensões 7×7 pixels. Para o processo de segmentação foram utilizadas janelas de tamanho 7×7 pixels em sub-imagens coletadas aleatoriamente do entorno da rodovia Raposo Tavares entre os quilômetros 90 e 105.

3.3.1 Pré-Processamento das imagens

Para a extração das características de cor (matiz, saturação e intensidade) foi trabalhado, no conjunto de amostras, diretamente em cada canal dos modelos de cores HSV e Lab. Os descritores de textura foram obtidos através das matrizes de coocorências numa combinação entre os canais *R*, *G* e *B* da imagem (MARINS ZURSSA e MARTINS, 2022), como apresentados nas próximas seções.

3.3.2 Extração de Características de Cor e Textura

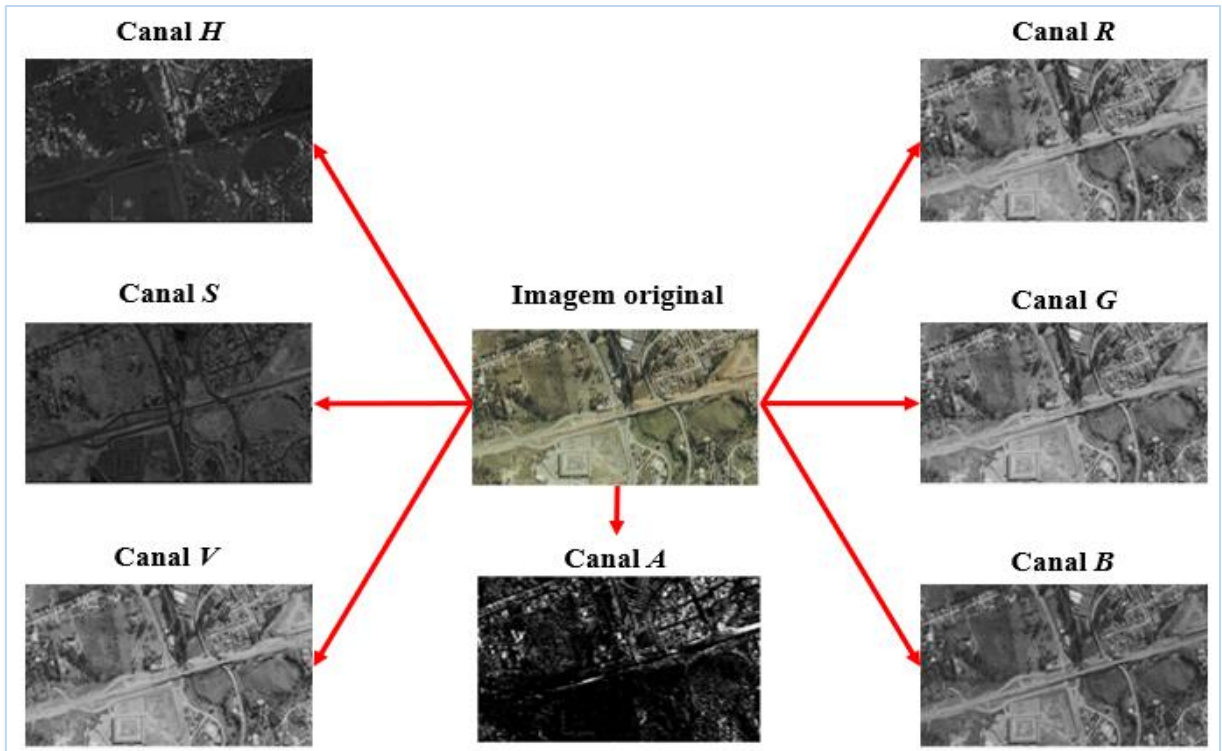
A princípio as imagens são adquiridas no modelo RGB. A partir desta, com o auxílio do *software* MATLAB, fez-se as conversões necessárias para a extração dos atributos de cor e textura, analisadas de maneira separada.

- **Características de Cor**

Para extração das características de cor, foi realizado a conversão do modelo RGB para os modelos HSV e Lab através das funções do MATLAB: *rgb2hsv* e *rgb2lab*, respectivamente. Desses modelos, os canais de cores foram separados para realizar uma análise minuciosa de suas características. Utilizou-se os três canais do modelo HSV e, quanto ao modelo Lab, trabalhou-se apenas com o canal *a*, cujos valores de intensidade que se encontravam no

intervalo $[0,5, 0,8]$ foram mapeados para o intervalo $[0, 1]$ através da função *imadjust*. A escolha dos modelos de cores, bem como dos canais utilizados no presente estudo foi motivado pela melhor definição e resultados apresentados nos testes realizados. A **Figura 26** ilustra um exemplo de desacoplagem dos canais H , S , V , R , G , B e A de uma imagem (com dimensões maiores do que $7 \times 7 \text{ pixels}$ para melhor visualização).

Figura 26: Separação dos canais H , S e V (à esquerda), R , G e B (à direita) e A (abaixo)



Fonte: Autoria própria

Definiu-se, então, os descritores para cada tipo de cobertura do solo aplicando a média aritmética, através da função *mean2*, diretamente nos canais de cores H , S e V do espaço HSV e A do espaço *Lab*. Assim, os descritores baseados nos modelos de cor HSV e Lab utilizados no trabalho para classificação das imagens (amostras) foram construídos e nomeados de acordo com:

$$D_1 = \frac{1}{N.M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M H_{ij}, \quad (48)$$

$$D_2 = \frac{1}{N.M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M S_{ij}, \quad (49)$$

$$D_3 = \frac{1}{N.M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M V_{ij}, \quad (50)$$

$$D_4 = \frac{1}{N.M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M A_{ij}, \quad (51)$$

onde:

H_{ij} é o valor do canal H do sistema HSV do *pixel* ij ,

S_{ij} é o valor do canal S do sistema HSV do *pixel* ij ,

V_{ij} é o valor do canal V do sistema HSV do *pixel* ij ,

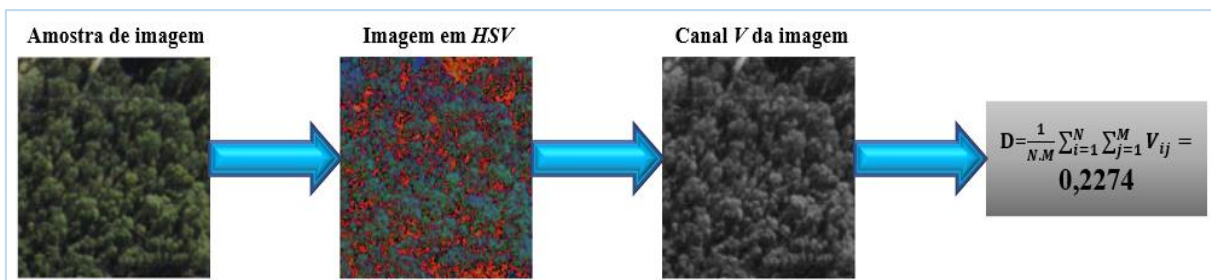
A_{ij} é o valor do canal A do sistema Lab do *pixel* ij ,

N e M são o número de linhas e colunas na imagem.

Verifica-se que $D1$, $D2$, $D3$ e $D4$, são formulados com base no matiz, saturação, intensidade e componente verde/vermelho da imagem, respectivamente. A metodologia aplicada na escolha desses descritores é a mesma utilizada em Marins Zurssa e Martins (2022) – análise em todos os canais de cores de diversos modelos testados.

A **Figura 27** ilustra um exemplo de aplicação do cálculo dos descritores – neste caso, $D3$ no canal V do espaço HSV em uma amostra de vegetação arbórea. Após etapa de formulação dos descritores $D1$, $D2$, $D3$ e $D4$, eles foram aplicados no conjunto de amostras do banco de imagens.

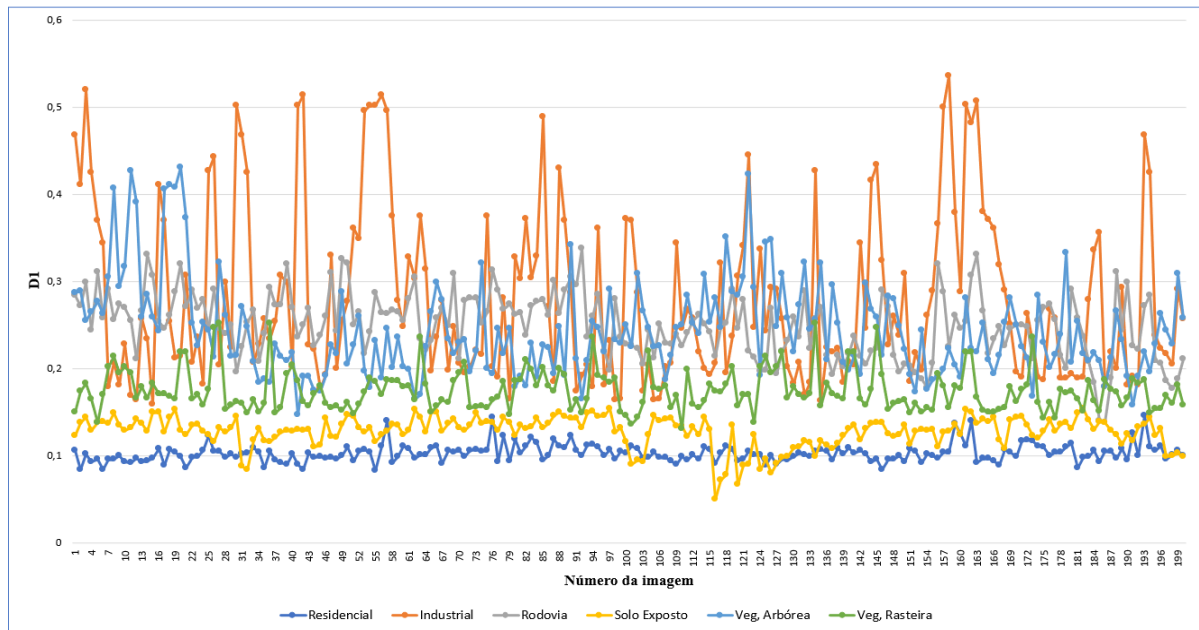
Figura 27: Descritor $D3$ em área de Vegetação Arbórea (Canal V do modelo de cor HSV)



Fonte: Autoria própria

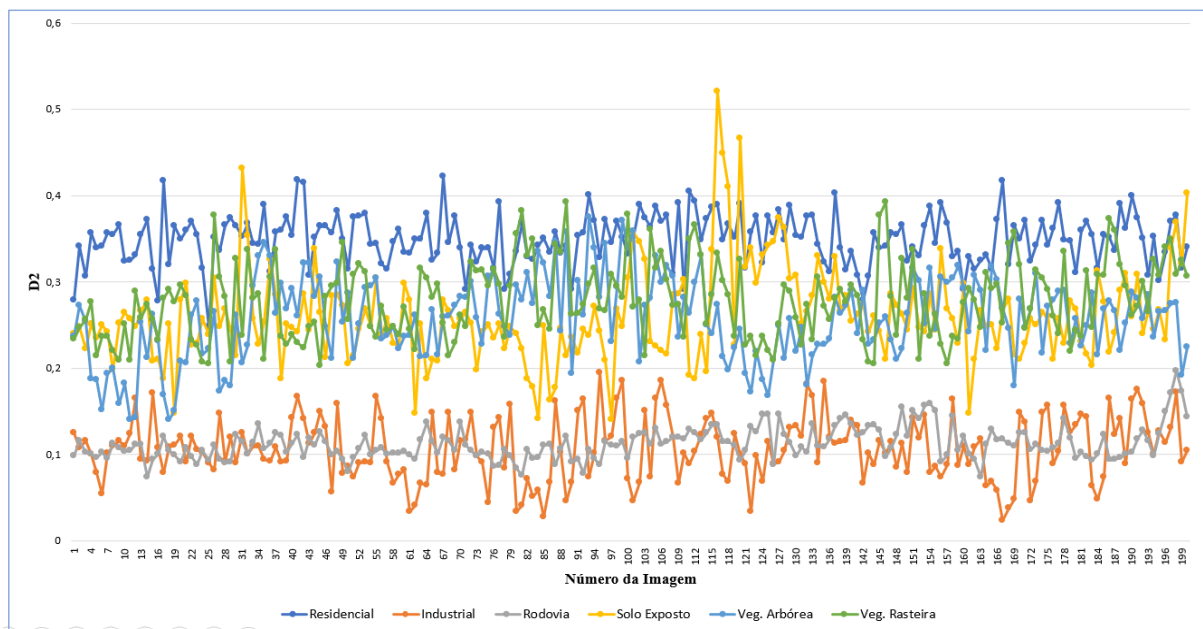
Para melhor entendimento da metodologia aplicada na construção do SIF, que por sua vez depende dos valores desses descritores, mostraremos aqui esses dados, bem como suas análises. Portanto, as **Figuras 28-31** mostram, em gráficos, os valores dos descritores para cada tipo de cobertura do solo das imagens analisadas, onde o eixo horizontal não representa nenhuma ordem, mas somente o emparelhamento das imagens.

Figura 28: Ilustração gráfica para os valores do descritor $D1$ em relação à cobertura do solo



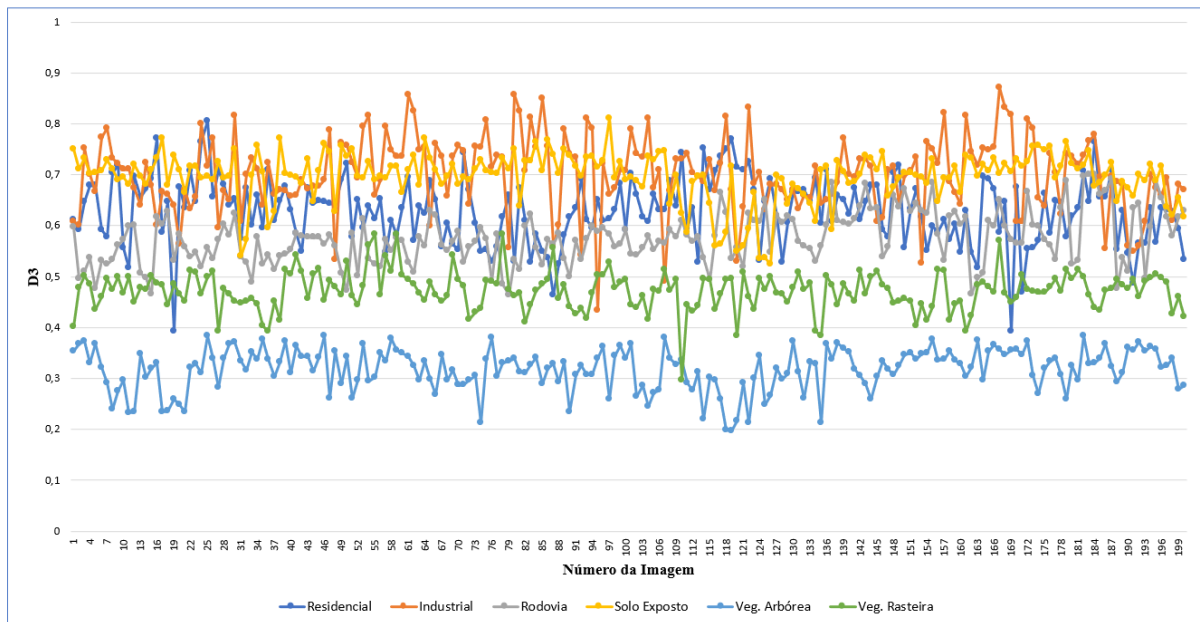
Fonte: Autoria própria

Figura 29: Ilustração gráfica para os valores do descritor $D2$ em relação à cobertura do solo



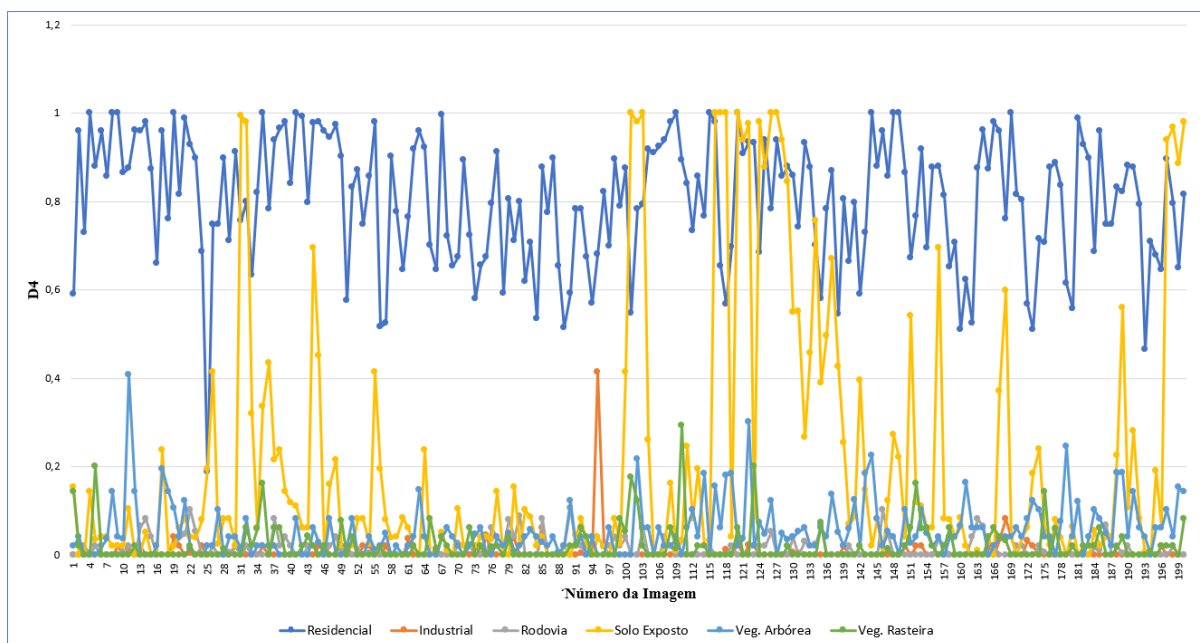
Fonte: Autoria própria

Figura 30: Ilustração gráfica para os valores do descritor $D3$ em relação à cobertura do solo



Fonte: Autoria própria

Figura 31: Ilustração gráfica para os valores do descritor $D4$ em relação à cobertura do solo



Fonte: Autoria própria

Como é possível observar na **Figuras 28**, o descritor $D1$ separa, quase que totalmente, o grupo residencial e solo exposto dos demais, uma vez que a ‘linha’ de interseção entre esses dois grupos e os demais apresenta valores de $D1$ próximos de 0,16. Porém, para esse descritor não é possível diferenciar o grupo residencial de solo exposto, pois os mesmos possuem valores

de $D1$ semelhantes. Na **Figura 29**, o descritor $D2$ apresenta uma separação, não totalmente, para os grupos industrial e rodovias em relação aos demais, cuja linha de intersecção desses grupos apresenta valores de $D2$ próximos de 0,20. Análogo ao descritor $D1$, em $D2$ também não é possível diferenciar indústria de rodovias – possuem valores semelhantes para este descritor. Na **Figura 30**, observa-se que $D3$ agrupa, razoavelmente, três tipos de coberturas do solo – vegetação arbórea ($D3 < 0,39$), vegetação rasteira ($0,30 < D3 < 0,58$), residencial, industrial, rodovia e solo exposto ($D3 > 0,46$). Já na **Figura 31**, o descritor $D4$ praticamente isola o grupo residencial dos demais ($D4 > 0,45$), porém apresenta alguns poucos pontos em comum com solo exposto. Deve-se destacar, no entanto, que nenhum desses descritores isola completamente qualquer um dos tipos de cobertura do solo.

A seguir é apresentado o descritor $D5$, formulado pela característica de energia da imagem, por meio de matrizes de coocorrências.

- **Características de Textura**

As características de textura, dadas pelo Contraste, Correlação, Energia e Homogeneidade por meio das **Equações 26, 27, 28 e 29**, respectivamente, foram analisadas e calculadas através das matrizes de coocorrências.

Após separar os canais R , G e B do espaço de cor RGB da imagem e ter feito a combinação entre eles seguindo o mesmo raciocínio do trabalho de Hamuda, Glavin e Jones (2016) – onde os autores apresentam, na fase de pré-processamento das imagens, uma série de combinação entre os canais de cores – a função resultante é dada por:

$$f(x,y) = 3.R + 4.G - 1,9.B, \quad (52)$$

onde os coeficientes de R , G e B foram definidos pelo autor desta tese, por meio de testes realizados em um conjunto de valores, sendo esses os que apresentaram melhores resultados para os grupos de indústrias e rodovias (análise feita em gráficos de dispersões).

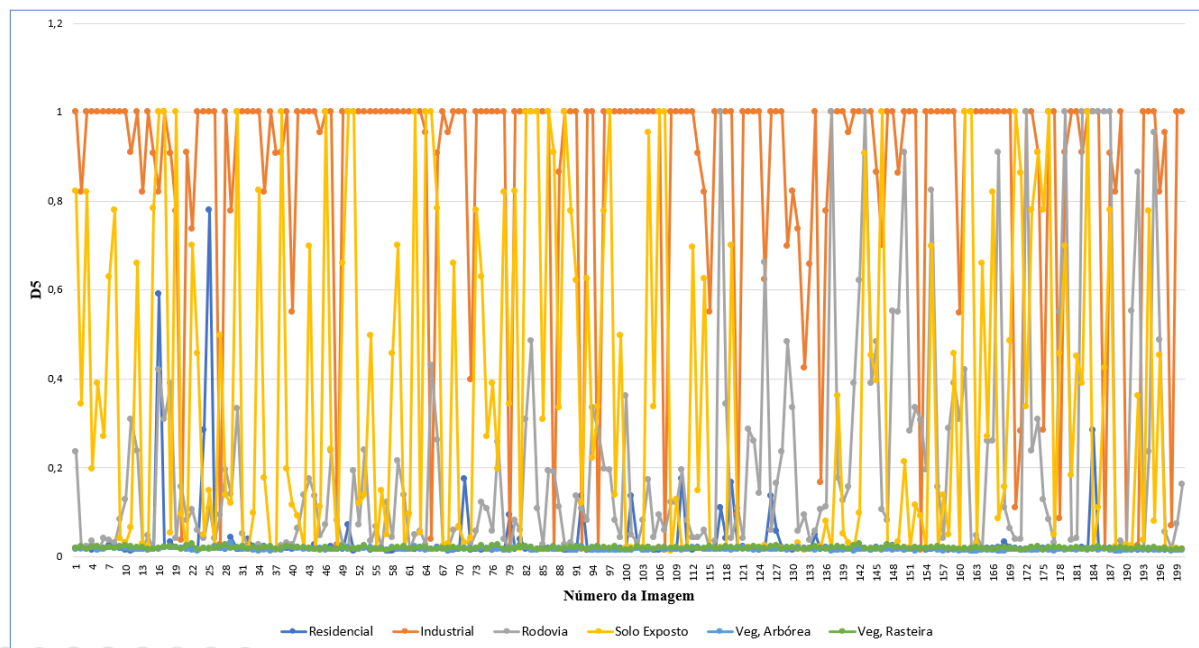
Desacoplou-se os canais R , G e B de uma imagem em RGB, e aplicada a **Equação 52**, que posteriormente, na imagem resultante em tons de cinza, aplicou-se as funções *graycomatrix* e *graycoprops* em todas as orientações (0° , 45° , 90° e 135°). Para o presente trabalho, utilizou-se a Energia na orientação 0° para formulação do descritor $D5$:

$$D_5 = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{m=0}^{L-1} C_{d,\theta}^k(l,m)^2, k = 4, d = 1, \theta = 0^\circ \quad (53)$$

A escolha da característica de Energia na orientação 0° foi realizada em conjunto com a definição da **Equação 52**, ou seja, motivada pela melhor definição ao grupo industrial em relação às demais coberturas do solo, a partir da inspeção visual em gráficos de dispersões como apresentados em Marins Zurssa e Martins (2022).

Análogo aos estudos dos descritores de $D1$ a $D4$, $D5$ foi calculado a partir do mesmo conjunto de amostras de imagens. Pelo mesmo motivo explicado anteriormente, os dados desse descritor são apresentados na **Figura 32**. Observa-se ainda uma razoável distinção do conjunto industrial ($D5 > 0,80$) em relação aos demais ($D5 < 0,80$), pois apresenta alguns pontos em comum com o grupo de rodovias.

Figura 32: Ilustração gráfica para os valores do descritor $D5$ em relação à cobertura do solo



Fonte: Autoria própria

Após o cálculo dos cinco descritores ($D1$ a $D5$) no conjunto de amostras composto por 1200 imagens, sendo 200 para cada tipo de cobertura do solo, os intervalos de valores de cada descritor que melhor representam cada grupo de cobertura do solo foram obtidos pela análise visual dos gráficos apresentados nas **Figuras 28-32**. Esses intervalos são apresentados na **Tabela 2**.

Na **Seção 3.3.3**, é apresentada a metodologia de construção do SIF proposto para este trabalho.

Tabela 2: Intervalo de valores dos descritores para cada cobertura do solo

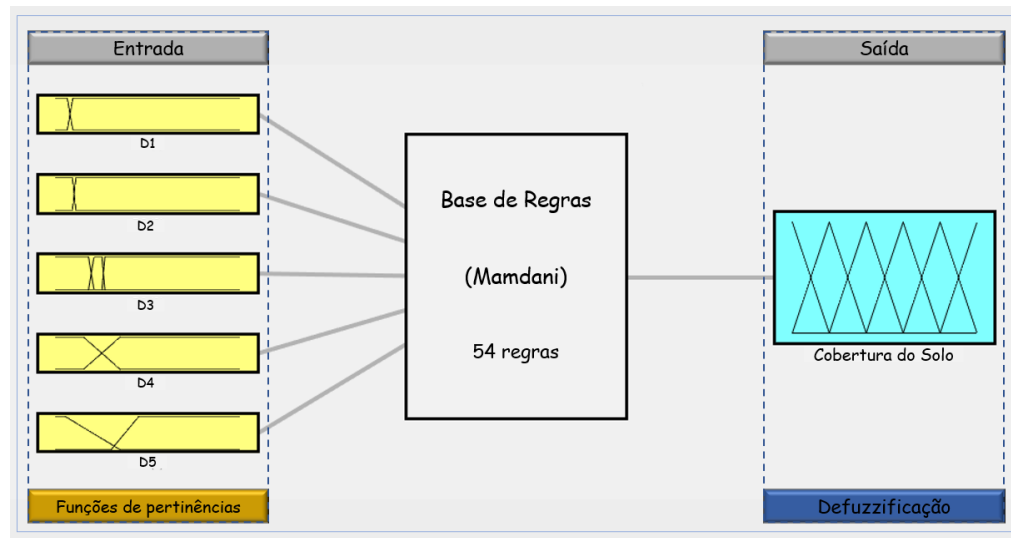
Cobertura do Solo	D1	D2	D3	D4	D5
Residencial	[0,08, 0,15]	[0,24, 0,43]	[0,39, 0,81]	[0,18, 1,00]	[0,01, 0,78]
Industrial	[0,15, 0,54]	[0,02, 0,20]	[0,43, 0,88]	[0,00, 0,42]	[0,01, 1,00]
Rodovia	[0,13, 0,34]	[0,07, 0,20]	[0,46, 0,71]	[0,00, 0,11]	[0,14, 1,00]
Solo Exposto	[0,04, 0,16]	[0,14, 0,53]	[0,52, 0,82]	[0,00, 1,00]	[0,01, 1,00]
Vegetação Arbórea	[0,14, 0,44]	[0,14, 0,38]	[0,19, 0,39]	[0,00, 0,41]	[0,01, 0,04]
Vegetação Rasteira	[0,13, 0,26]	[0,20, 0,40]	[0,29, 0,59]	[0,00, 0,30]	[0,01, 0,03]

Fonte: Autoria própria

3.3.3 Construção do SIF

Como já mencionado, nenhum dos cinco descritores analisados nas **Figuras 28-32** classificam, por si só, as diferentes coberturas do solo em estudo. Observa-se que alguns grupos de coberturas estão melhores definidos, porém outros não. Levando-se em consideração essas superposições dos valores dos descritores para os grupos dados, fez-se necessário e essencial a construção de um SIF, como esquematizado na **Figura 33**, para que se implementasse o processo de classificação de cada uma das 1200 imagens do banco.

A princípio, os valores dos descritores, dados na **Tabela 2**, foram classificados em até três níveis – Baixo / Médio / Alto, e que são mostrados na **Tabela 3**. Vale ressaltar que os conjuntos fuzzy para cada descritor (mínimo de 2 conjuntos e máximo de 3) foram definidos de acordo com os pontos de intersecções (Baixo / Médio / Alto) e foi mensurado conforme melhor separasse os grupos de cobertura do solo. Alguns desses grupos apresentaram descritores com mais de uma classificação, como por exemplo, áreas de rodovias que apresentaram dois intervalos de valores para o descritor *D3* – Médio e Alto. Esses detalhes também podem ser analisados nos gráficos já dados nas **Figuras 28-32**.

Figura 33: SIF usado na classificação da Cobertura do Solo

Fonte: Autoria própria

Tabela 3: Classificação Baixo/Médio/Alto para os tipos de Cobertura

Cobertura do Solo	D1	D2	D3	D4	D5
Residencial	Baixo	Alto	Alto	Alto	Baixo
Industrial	Alto	Baixo	Alto	Baixo	Alto
Rodovia	Alto	Baixo	Médio/Alto	Baixo	Baixo
Solo Exposto	Baixo	Baixo/Alto	Alto	Baixo	Baixo/Alto
Vegetação Arbórea	Alto	Baixo/Alto	Baixo	Baixo	Baixo
Vegetação Rasteira	Baixo/Alto	Alto	Médio	Baixo	Baixo

Fonte: Autoria própria

A partir da análise dos dados apresentados nas **Tabelas 2 e 3**, construiu-se os conjuntos de pertinência do sistema proposto. O conjunto de entrada do SIF é formado pelos cinco descritores (*D1*, *D2*, *D3*, *D4* e *D5*), cujas funções de pertinência usadas para cada variável de

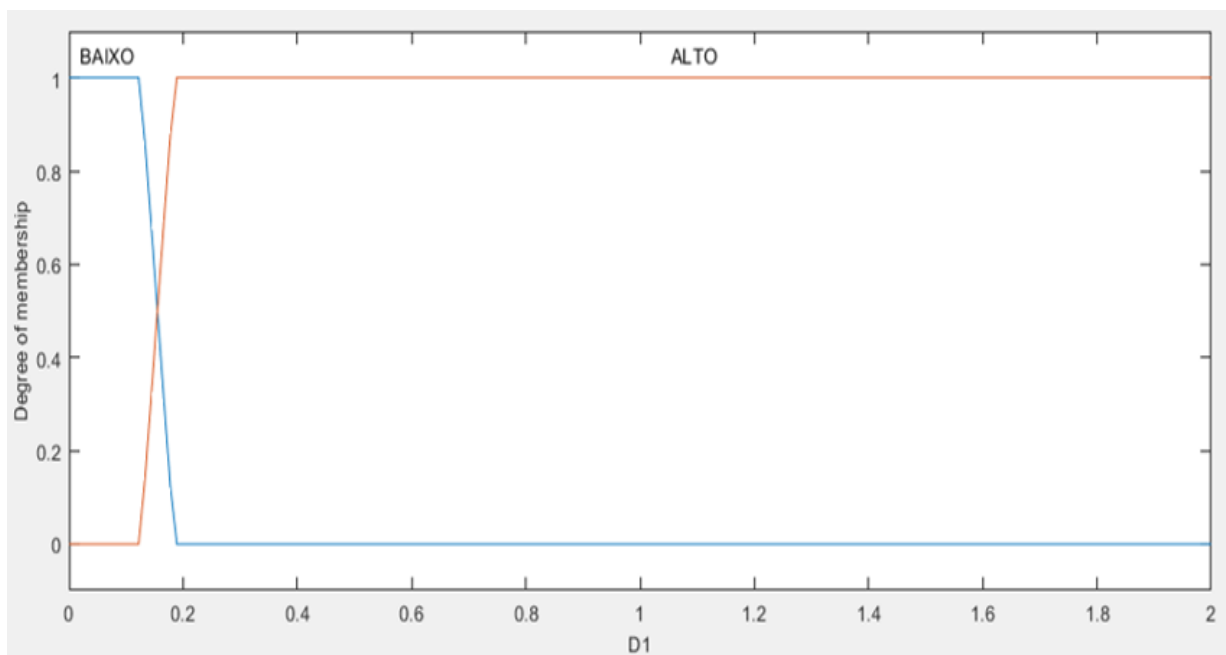
entrada são as trapezoidais – muito comum na literatura. As **Tabelas 4-10 e as Figuras 34-38**, ilustram, respectivamente, para cada descritor, as variáveis linguísticas, os domínios e funções de pertinências usadas neste trabalho.

Tabela 4: Variável linguística *D1*

Valor linguístico (Descritor <i>D1</i>)	Domínio	Função
Baixo	[0,000, 0,185]	$\varphi_A(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0 \\ 1, & \text{se } 0 \leq x < 0,125 \\ \frac{0,185 - x}{0,06}, & \text{se } 0,125 \leq x < 0,185 \\ 0, & \text{se } x \geq 0,185 \end{cases}$
Alto	[0,125, 2,000]	$\varphi_B(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0,125 \\ \frac{x - 0,125}{0,06}, & \text{se } 0,125 \leq x < 0,185 \\ 1, & \text{se } 0,185 \leq x \leq 2 \\ 0, & \text{se } x > 2 \end{cases}$

Fonte: Autoria própria

Figura 34: Função de pertinência para a variável *D1*

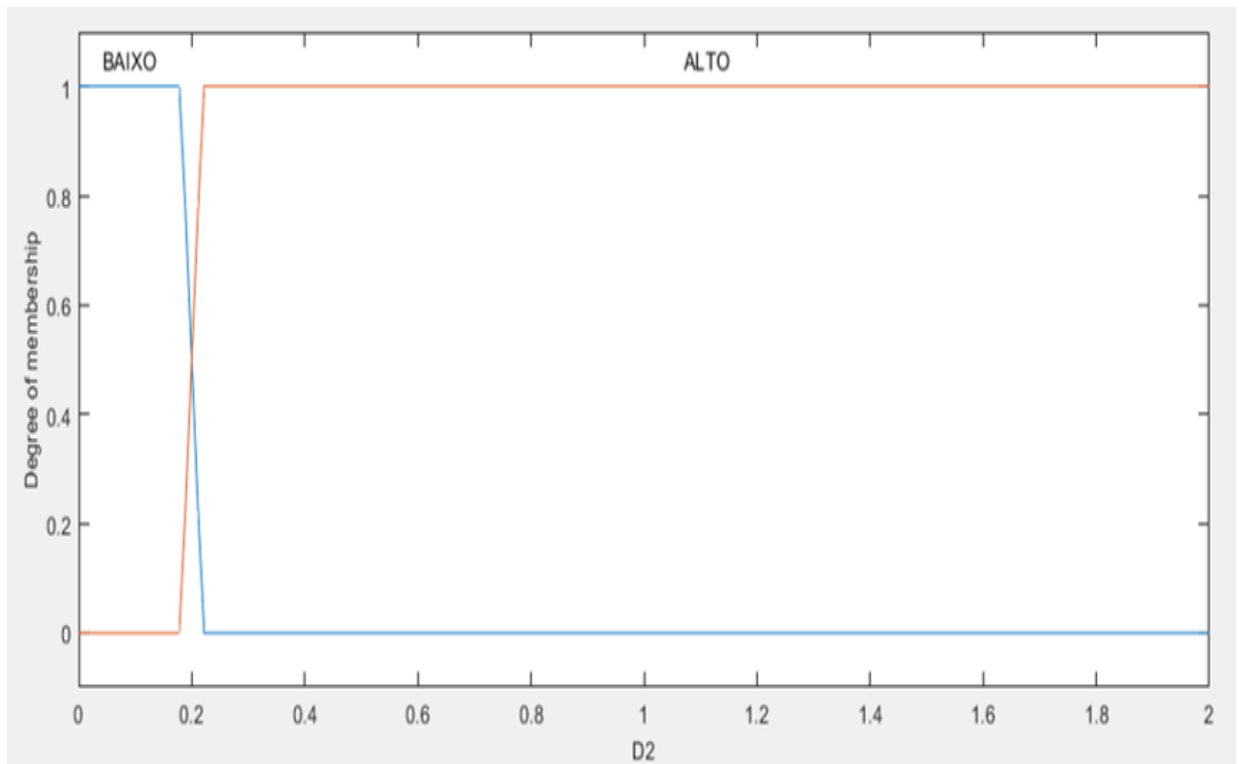


Fonte: Autoria própria

Tabela 5: Variável linguística $D2$

Valor linguístico (Descritor $D2$)	Domínio	Função
Baixo	$[0,000, 0,220]$	$\varphi_A(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0 \\ 1, & \text{se } 0 \leq x < 0,18 \\ \frac{0,22 - x}{0,04}, & \text{se } 0,18 \leq x < 0,22 \\ 0, & \text{se } x \geq 0,22 \end{cases}$
Alto	$[0,180, 2,000]$	$\varphi_B(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0,18 \\ \frac{x - 0,18}{0,04}, & \text{se } 0,18 \leq x < 0,22 \\ 1, & \text{se } 0,22 \leq x \leq 2 \\ 0, & \text{se } x > 2 \end{cases}$

Fonte: Autoria própria

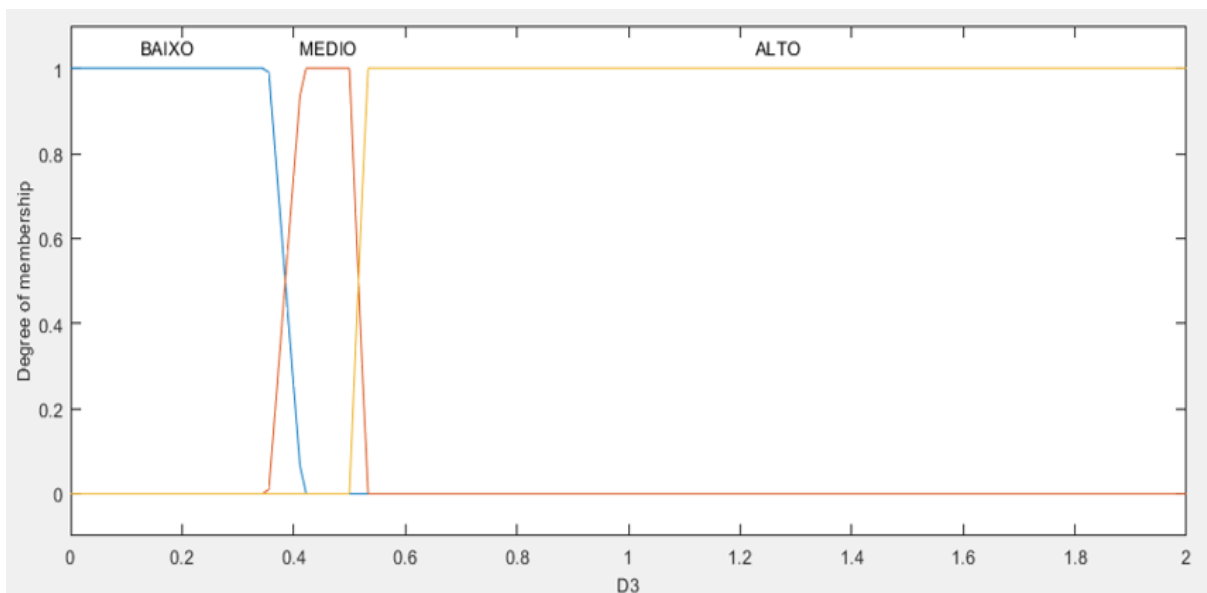
Figura 35: Função de pertinência para a variável $D2$ 

Fonte: Autoria própria

Tabela 6: Variável linguística $D3$

Valor linguístico (Descritor $D3$)	Domínio	Função
Baixo	$[0,000, 0,415]$	$\varphi_A(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0 \\ 1, & \text{se } 0 \leq x < 0,355 \\ \frac{0,415 - x}{0,06}, & \text{se } 0,355 \leq x < 0,415 \\ 0, & \text{se } x \geq 0,415 \end{cases}$
Médio	$[0,355, 0,532]$	$\varphi_B(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0,355 \\ \frac{x - 0,355}{0,06}, & \text{se } 0,355 < x < 0,415 \\ 1, & \text{se } 0,415 \leq x < 0,500 \\ \frac{0,532 - x}{0,032}, & \text{se } 0,500 \leq x \leq 0,532 \\ 0, & \text{se } x > 0,532 \end{cases}$
Alto	$[0,500, 2,000]$	$\varphi_C(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0,500 \\ \frac{x - 0,500}{0,032}, & \text{se } 0,500 \leq x < 0,532 \\ 1, & \text{se } 0,532 \leq x \leq 2 \\ 0, & \text{se } x > 2 \end{cases}$

Fonte: Autoria própria

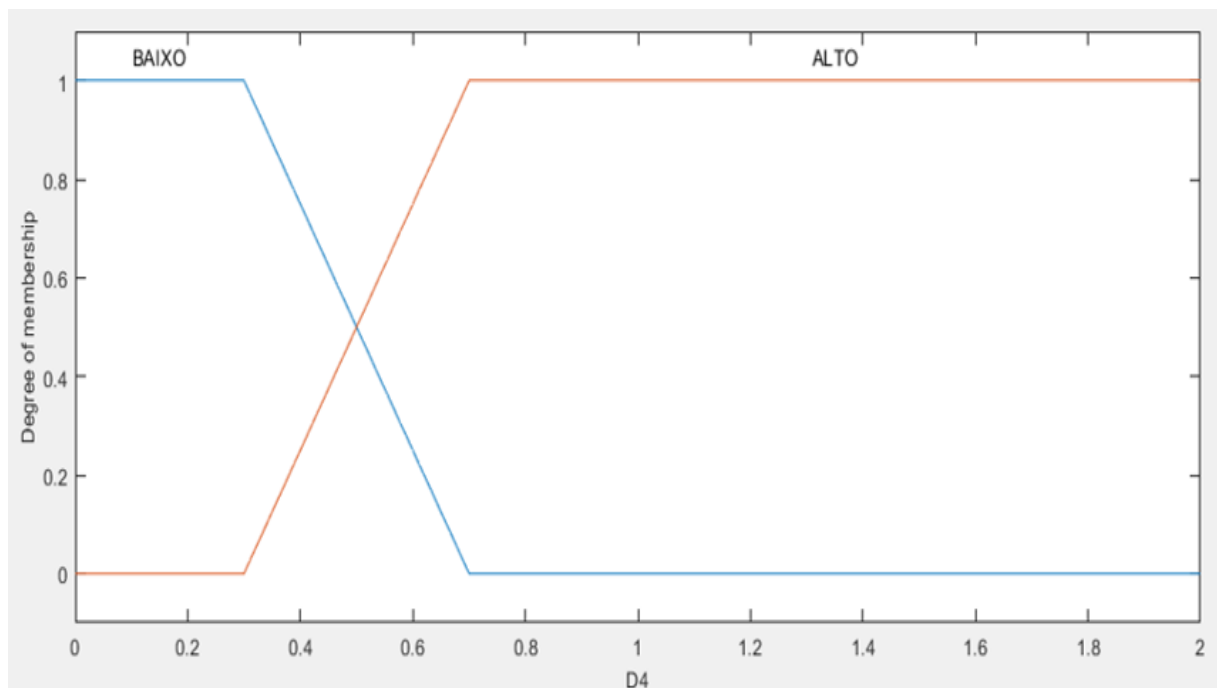
Figura 36: Função de pertinência para a variável $D3$ 

Fonte: Autoria própria

Tabela 7: Variável linguística $D4$

Valor linguístico (Descritor $D4$)	Domínio	Função
Baixo	$[0,000, 0,700]$	$\varphi_A(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0 \\ 1, & \text{se } 0 \leq x < 0,3 \\ \frac{0,7 - x}{0,4}, & \text{se } 0,3 < x < 0,7 \\ 0, & \text{se } x \geq 0,7 \end{cases}$
Alto	$[0,300, 2,000]$	$\varphi_B(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0,3 \\ \frac{x - 0,3}{0,4}, & \text{se } 0,3 \leq x < 0,7 \\ 1, & \text{se } 0,7 \leq x \leq 2 \\ 0, & \text{se } x > 2 \end{cases}$

Fonte: Autoria própria

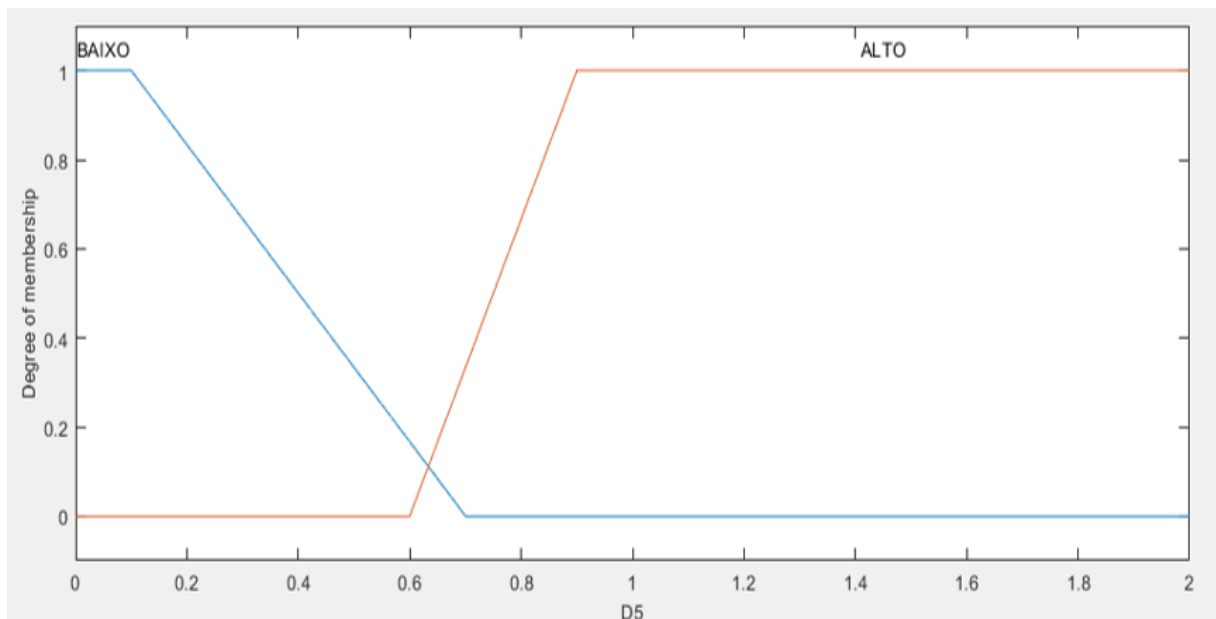
Figura 37: Função de pertinência para a variável $D4$ 

Fonte: Autoria própria

Tabela 8: Variável linguística *D5*

Valor linguístico (Descritor <i>D5</i>)	Domínio	Função
Baixo	[0,000, 0,700]	$\varphi_A(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0 \\ 1, & \text{se } 0 \leq x < 0,1 \\ \frac{0,7 - x}{0,6}, & \text{se } 0,1 \leq x \leq 0,7 \\ 0, & \text{se } x > 0,7 \end{cases}$
Alto	[0,600, 2,000]	$\varphi_B(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0,6 \\ \frac{x - 0,6}{0,3}, & \text{se } 0,6 \leq x < 0,9 \\ 1, & \text{se } 0,9 \leq x \leq 2 \\ 0, & \text{se } x > 2 \end{cases}$

Fonte: Autoria própria

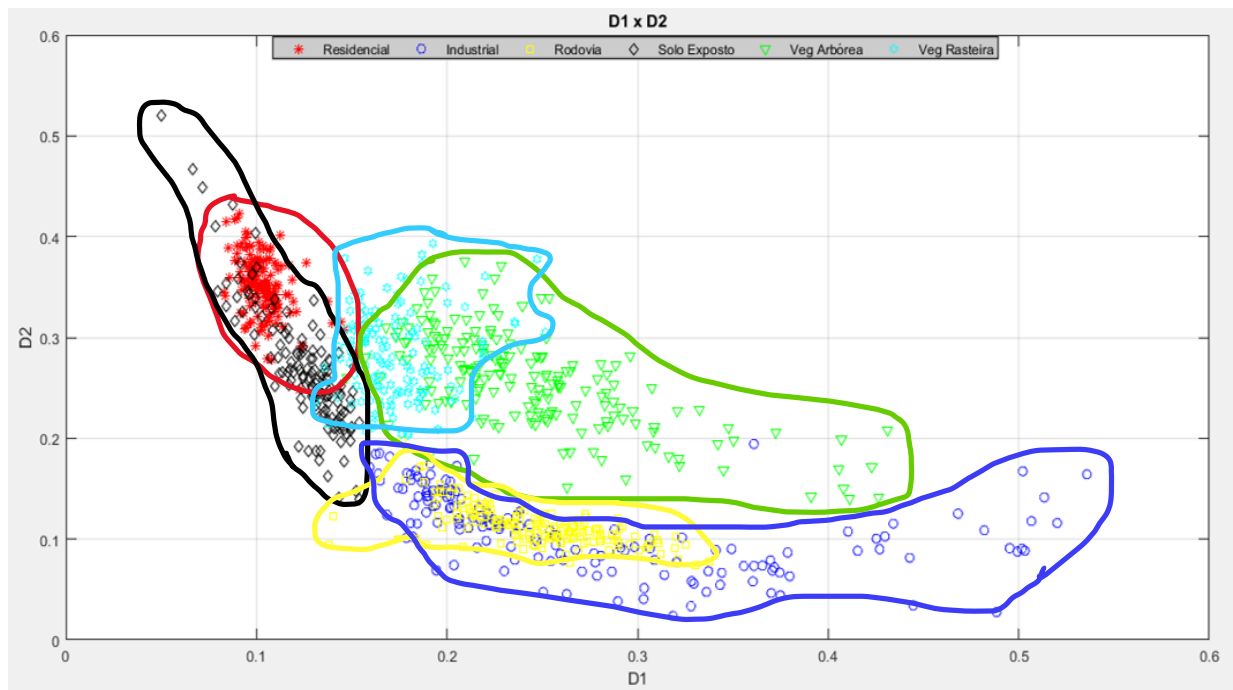
Figura 38: Função de pertinência para a variável *D5*

Fonte: Autoria própria

Os gráficos de dispersões dados nas **Figuras 39-42** foram construídos apenas com os descritores utilizados neste trabalho. Marins Zurssa e Martins (2022) desenvolveram uma série de análises para outros descritores em diversos outros modelos de cores.

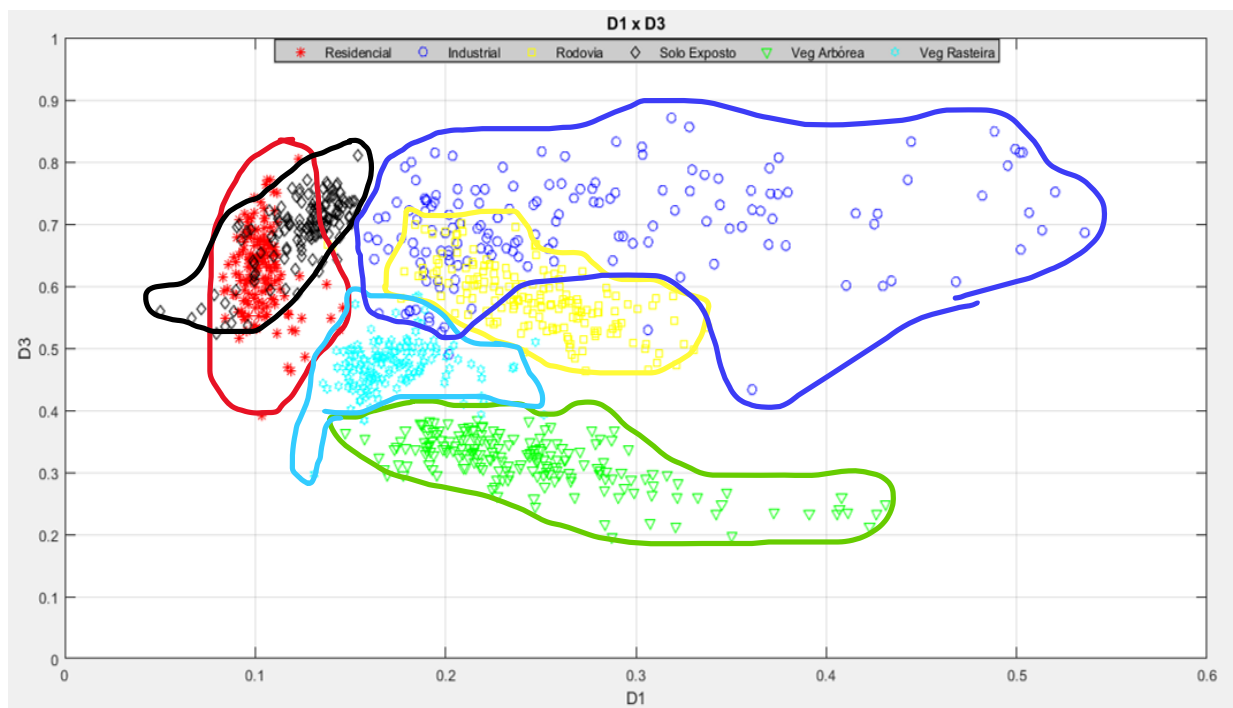
As separações dos grupos foram feitas manualmente por meio de análise visual e a ordem com que os pares de descritores foram correlacionados (*D1xD2*, *D1xD3*, *D1xD5*, *D4xD5*) não interferem nos resultados.

Figura 39: Gráfico relação $D1$ x $D2$



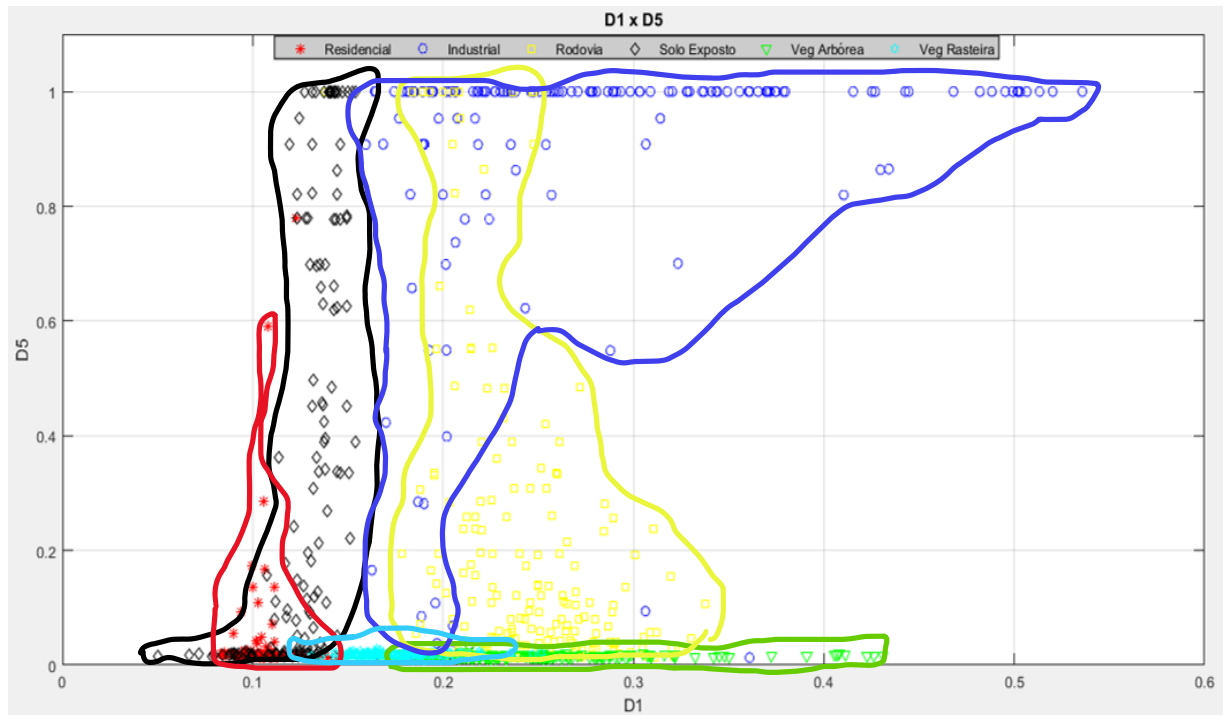
Fonte: Autoria própria

Figura 40: Gráfico relação $D1$ x $D3$



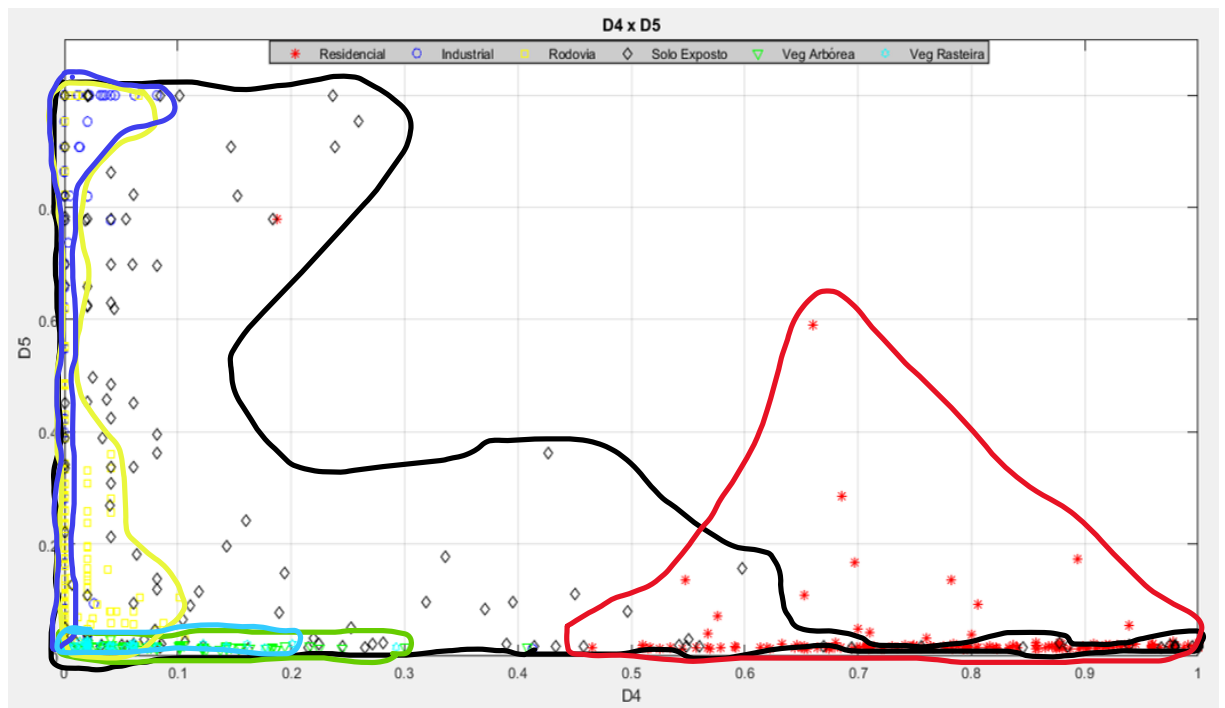
Fonte: Autoria própria

Figura 41: Gráfico relação $D1$ x $D5$



Fonte: Autoria própria

Figura 42: Gráfico relação $D4$ x $D5$



Fonte: Autoria própria

O conjunto de base de regras utilizado é composto por proposições fuzzy e controlado pelo método de Mamdani, sendo *min* no modo de implementação do operador *and* e *max* na agregação, e que foram selecionados por meio de estudos como os apresentados por Marins Zurssa e Martins (2022). Esse conjunto é formado por 54 regras do tipo “*Se (D1 é Baixo) e (D2 é Alto) e (D3 é Alto) e (D4 é Alto) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Residencial)*” que foram elaboradas em dois grupos: um com 12 regras e outro com 42.

O primeiro grupo, composto por 12 regras, foi construído por meio da análise dos valores apresentados na **Tabela 3**. Em outras palavras, realizou-se a combinação entre todos os descritores da **Tabela 3** relativos a cada cobertura do solo. Por exemplo, o grupo residencial só pode ter uma combinação (*D1 Baixo, D2 Alto, D3 Alto, D4 Alto e D5 Baixo*), enquanto rodovias apresentam duas combinações (*D1 Alto, D2 Baixo, D3 Médio, D4 Baixo e D5 Baixo*; e *D1 Alto, D2 Baixo, D3 Alto, D4 Baixo e D5 Baixo*). Ainda é possível verificar que esses descritores possuem pesos com valores iguais a 1, pois são grupos que estão mais bem definidos nos **Gráficos 28-32**.

Quanto ao segundo grupo, composto por 42 regras, para se buscar correlações entre os descritores, foram construídos gráficos de dispersões (ilustrados nas **Figuras 39, 40, 41 e 42**) para pares dos parâmetros de cor e textura. Esses gráficos foram construídos para facilitar na diferenciação das coberturas do solo, uma vez que esse conjunto de regras apresentou alto grau de indefinição para as respectivas coberturas, como é possível verificar nesses gráficos as superposições de vários pontos, ou seja, mais de um grupo de cobertura do solo se aloca numa mesma região.

Portanto, após exaustiva análise dos respectivos gráficos, juntamente com os dados da **Tabela 3**, foram atribuídos pesos entre 0 e 1 aos grupos de coberturas do solo. Os pesos utilizados foram definidos de forma a se reforçar as coberturas do solo que melhor diferenciavam as regiões, ou seja, grupos com alto grau de indefinição (no gráfico de dispersão) possuem pesos próximos de 0, aumentando proporcionalmente até 1, à medida que os grupos foram apresentando melhor definição nos respectivos gráficos.

Observa-se, ainda, que na **Tabela 10** pode aparecer regras iguais para duas coberturas do solo, como por exemplo, as regras 18 e 42 são as mesmas para cobertura residencial e industrial, diferindo apenas pelo peso atribuído a cada uma (0,02 para residencial e 0,16 para solo exposto). Pesos esses, foram atribuídos de acordo com análise nos gráficos de dispersões, onde foi verificado a porcentagem de pertencimento de cada cobertura ao respectivo descritor.

O conjunto de regras tanto para o primeiro quanto para o segundo grupo, juntamente com os pesos são apresentados, respectivamente, nas **Tabelas 9 e 10**.

Tabela 9: Conjunto de regras – 1º grupo

Regras
1. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Alto) e (D3 é Alto) e (D4 é Alto) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Residencial)”.</i>
2. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Baixo) e (D3 é Alto) e (D4 é Baixo) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Industrial)”.</i>
3. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Baixo) e (D3 é Alto) e (D4 é Baixo) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Rodovia)”.</i>
4. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Baixo) e (D3 é Médio) e (D4 é Baixo) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Rodovia)”.</i>
5. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Alto) e (D3 é Alto) e (D4 é Baixo) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)”.</i>
6. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Alto) e (D3 é Alto) e (D4 é Baixo) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)”.</i>
7. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Baixo) e (D3 é Alto) e (D4 é Baixo) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)”.</i>
8. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Baixo) e (D3 é Alto) e (D4 é Baixo) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)”.</i>
9. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Baixo) e (D3 é Baixo) e (D4 é Baixo) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Vegetação Arbórea)”.</i>
10. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Alto) e (D3 é Baixo) e (D4 é Baixo) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Vegetação Arbórea)”.</i>
11. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Alto) e (D3 é Médio) e (D4 é Baixo) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Vegetação Rasteira)”.</i>
12. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Alto) e (D3 é Médio) e (D4 é Baixo) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Vegetação Rasteira)”.</i>

Fonte: Autoria própria

Tabela 10: Conjunto de regras – 2º grupo

Regras	Pesos
13. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Baixo) e (D3 é Alto) e (D4 é Alto) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)</i> ”.	1
14. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Baixo) e (D3 é Alto) e (D4 é Alto) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)</i> ”.	1
15. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Alto) e (D3 é Médio) e (D4 é Baixo) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Residencial)</i> ”.	0,016
16. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Alto) e (D3 é Médio) e (D4 é Alto) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Residencial)</i> ”.	0,016
17. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Alto) e (D3 é Médio) e (D4 é Alto) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Residencial)</i> ”.	0,027
18. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Alto) e (D3 é Alto) e (D4 é Alto) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Residencial)</i> ”.	0,02
19. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Baixo) e (D3 é Médio) e (D4 é Baixo) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Industrial)</i> ”.	0,027
20. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Baixo) e (D3 é Médio) e (D4 é Baixo) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Industrial)</i> ”.	0,027
21. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Alto) e (D3 é Médio) e (D4 é Baixo) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Industrial)</i> ”.	0,007
22. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Alto) e (D3 é Alto) e (D4 é Baixo) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Industrial)</i> ”.	0,006
23. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Baixo) e (D3 é Baixo) e (D4 é Baixo) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)</i> ”.	0,009
24. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Baixo) e (D3 é Baixo) e (D4 é Alto) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)</i> ”.	0,009
25. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Baixo) e (D3 é Alto) e (D4 é Alto) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)</i> ”.	0,009
26. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Alto) e (D3 é Baixo) e (D4 é Baixo) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)</i> ”.	0,009
27. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Alto) e (D3 é Baixo) e (D4 é Alto) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)</i> ”.	0,009

Regras	Pesos
28. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Alto) e (D3 é Baixo) e (D4 é Alto) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)''.</i>	0,009
29. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Baixo) e (D3 é Baixo) e (D4 é Baixo) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)''.</i>	0,009
30. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Baixo) e (D3 é Baixo) e (D4 é Alto) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)''.</i>	0,009
31. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Baixo) e (D3 é Baixo) e (D4 é Alto) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)''.</i>	0,009
32. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Alto) e (D3 é Baixo) e (D4 é Baixo) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)''.</i>	0,009
33. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Alto) e (D3 é Baixo) e (D4 é Alto) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)''.</i>	0,009
34. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Alto) e (D3 é Baixo) e (D4 é Alto) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)''.</i>	0,009
35. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Baixo) e (D3 é Médio) e (D4 é Baixo) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)''.</i>	0,03
36. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Baixo) e (D3 é Médio) e (D4 é Alto) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)''.</i>	0,036
37. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Baixo) e (D3 é Médio) e (D4 é Alto) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)''.</i>	0,036
38. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Baixo) e (D3 é Médio) e (D4 é Alto) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)''.</i>	0,036
39. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Baixo) e (D3 é Médio) e (D4 é Alto) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)''.</i>	0,036
40. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Alto) e (D3 é Médio) e (D4 é Alto) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)''.</i>	0,036
41. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Alto) e (D3 é médio) e (D4 é Alto) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)''.</i>	0,036
42. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Alto) e (D3 é Alto) e (D4 é Alto) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)''.</i>	0,16
43. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Baixo) e (D3 é Alto) e (D4 é Alto) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)''.</i>	0,016

Regras	Pesos
44. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Baixo) e (D3 é Alto) e (D4 é Alto) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)</i> ”.	0,016
45. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Alto) e (D3 é Alto) e (D4 é Alto) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)</i> ”.	0,016
46. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Alto) e (D3 é Alto) e (D4 é Alto) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)</i> ”.	0,016
47. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Alto) e (D3 é Alto) e (D4 é Baixo) e (D5 é Alto) então (Cobertura do Solo é Solo Exposto)</i> ”.	0,013
48. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Baixo) e (D3 é Baixo) e (D4 é Baixo) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Vegetação Arbórea)</i> ”.	0,004
49. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Baixo) e (D3 é Médio) e (D4 é Baixo) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Vegetação Arbórea)</i> ”.	0,004
50. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Alto) e (D3 é Baixo) e (D4 é Baixo) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Vegetação Arbórea)</i> ”.	0,004
51. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Baixo) e (D3 é Baixo) e (D4 é Baixo) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Vegetação Rasteira)</i> ”.	0,02
52. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Baixo) e (D3 é Médio) e (D4 é Baixo) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Vegetação Rasteira)</i> ”.	0,02
53. <i>Se (D1 é Baixo) e (D2 é Alto) e (D3 é Baixo) e (D4 é Baixo) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Vegetação Rasteira)</i> ”.	0,02
54. <i>Se (D1 é Alto) e (D2 é Alto) e (D3 é Alto) e (D4 é Baixo) e (D5 é Baixo) então (Cobertura do Solo é Vegetação Rasteira)</i> ”.	0,02

Fonte: Autoria própria

A etapa de defuzzificação, responsável pela transformação dos dados fuzzy em numéricos, foi realizada pelo método MOM com base nos estudos de Marins Zurssa e Martins (2022).

O conjunto de saída é formado por funções triangulares (**Figura 43**) – cujos domínios e graus de pertinências para tais funções estão apresentados na **Tabela 11** – que classifica cada pixel, quanto ao tipo de cobertura do solo, em residência, indústria, rodovia, solo exposto, vegetação arbórea ou vegetação rasteira. Em outras palavras, é realizado a leitura do pixel na

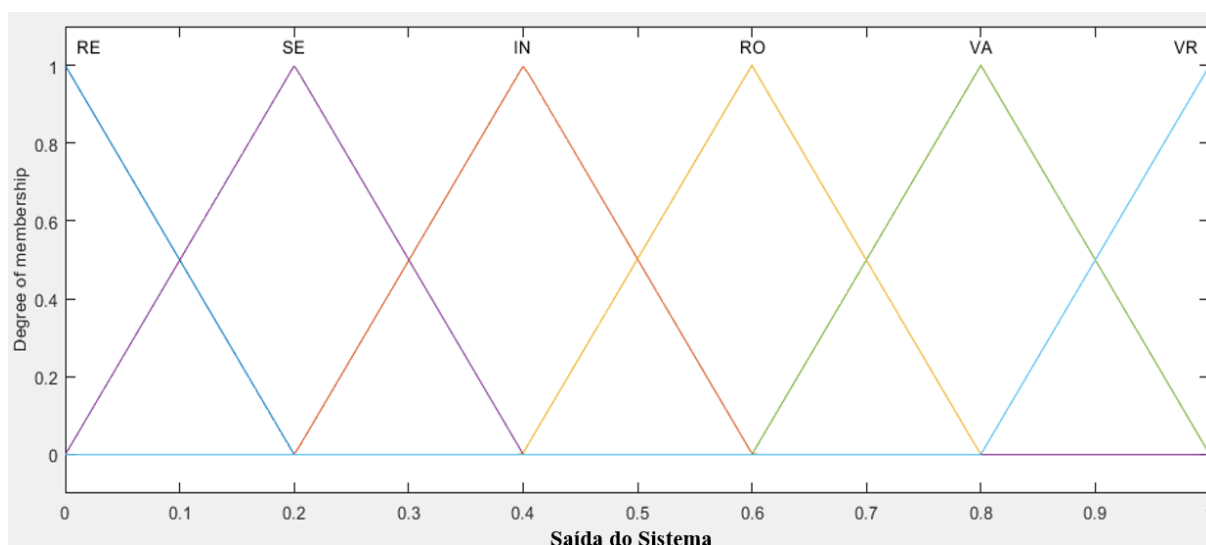
imagem e relacionando aos níveis Baixo, Médio ou Alto dos descritores, classificando assim ao grupo a que pertence.

Tabela 11: Valores do conjunto de saída do Sistema

Valor linguístico (Cobertura do Solo)	Domínio	Função
Residência	[0,0, 0,2]	$\varphi_{RE}(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0 \\ \frac{0,2 - x}{0,2}, & \text{se } 0 \leq x < 0,2 \\ 0, & \text{se } x \geq 0,2 \end{cases}$
Solo Exposto	[0,0, 0,4]	$\varphi_{IN}(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0 \\ \frac{x}{0,2}, & \text{se } 0 \leq x < 0,2 \\ \frac{0,4 - x}{0,2}, & \text{se } 0,2 \leq x < 0,4 \\ 0, & \text{se } x \geq 0,4 \end{cases}$
Indústria	[0,2, 0,6]	$\varphi_{RO}(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0,2 \\ \frac{x - 0,2}{0,2}, & \text{se } 0,2 \leq x < 0,4 \\ \frac{0,6 - x}{0,2}, & \text{se } 0,4 \leq x < 0,6 \\ 0, & \text{se } x \geq 0,6 \end{cases}$
Rodovia	[0,4, 0,8]	$\varphi_{SE}(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0,4 \\ \frac{x - 0,4}{0,2}, & \text{se } 0,4 \leq x < 0,6 \\ \frac{0,8 - x}{0,2}, & \text{se } 0,6 \leq x < 0,8 \\ 0, & \text{se } x \geq 0,8 \end{cases}$
Vegetação Arbórea	[0,6, 1,0]	$\varphi_{VA}(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0,6 \\ \frac{x - 0,6}{0,2}, & \text{se } 0,6 \leq x < 0,8 \\ \frac{1 - x}{0,2}, & \text{se } 0,8 \leq x < 1 \\ 0, & \text{se } x \geq 1 \end{cases}$
Vegetação Rasteira	[0,8, 1,0]	$\varphi_{VR}(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0,8 \\ \frac{x - 0,8}{0,2}, & \text{se } 0,8 \leq x \leq 1 \\ 0, & \text{se } x > 1 \end{cases}$

Fonte: Autoria própria

Figura 43: Variáveis de saída Cobertura do Solo – Residencial (RE); Solo Exposto (SE); Industrial (IN); Rodovia (RO); Vegetação Arbórea (VA); Vegetação Rasteira (VR)



Fonte: Autoria própria

É possível verificar na **Figura 43** como as funções de pertinências identificam os grupos de Cobertura do Solo. Por exemplo, se uma amostra é mensurada em 0,05 pelo sistema, esta, de acordo com as Funções/ Equações dadas na **Tabela 11**, pertence tanto ao grupo residencial como a de solo exposto, porém com graus de pertinência 0,75 e 0,15, respectivamente. O sistema, porém, a classifica como residencial, uma vez que apresenta maior grau de pertinência para este grupo. O mesmo raciocínio se aplica às demais coberturas do solo, de acordo com a ordem dada na **Figura 43**.

3.3.4 Classificação *pixel a pixel*

Como já mencionado, o sistema faz a leitura e o pré-processamento das imagens, cujas dimensões são de 7×7 *pixels*, analisa suas características de cor e textura e as classificam de acordo com o tipo de cobertura do solo às quais pertencem. Na próxima etapa será realizado a classificação *pixel a pixel* em imagens recortadas de áreas maiores do entorno da rodovia Raposo Tavares – imagens de no mínimo 1400×600 *pixels*. Após a classificação dos *pixels*, a imagem é segmentada em regiões, por meio de limiares dados pela saída do sistema, de acordo com a cobertura do solo.

O processo de classificação e segmentação da imagem é realizado da seguinte maneira:
 (1º) uma máscara de tamanho 7×7 começa varrendo a imagem no canto superior esquerdo;

(2º) com base nos 49 *pixels* da máscara, o *pixel* central é classificado de acordo com o tipo de cobertura do solo em estudo;

(3º) na posição central do *pixel* na imagem de saída é armazenado o resultado da classificação;

(4º) a máscara passa para o próximo *pixel* da imagem e repete o processo. Isto é feito sucessivamente até a última janela (tamanho 7x7 *pixels*) da imagem no canto inferior direito;

(5º) Obtém-se uma matriz de valores com os *pixels* classificados;

(6º) a imagem é segmentada em tons de cinza de acordo com a cobertura do solo estudada.

Antes do processo de classificação pixel a pixel, foi calculado o índice *kappa* para o conjunto de imagens analisadas, cujo resultado será mostrado mais adiante.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo são apresentados os resultados experimentais obtidos na classificação e segmentação de imagens do entorno da Rodovia Raposo Tavares – trecho que corta a cidade de Sorocaba, entre os quilômetros 90 e 105.

A **Seção 4.1** apresenta a classificação e acurácia do sistema medida pelo índice *kappa*, aplicado em um conjunto de 1200 amostras, sendo 200 para cada cobertura do solo: Residencial, Industrial, Rodovia, Solo Exposto, Vegetação Arbórea e Vegetação Rasteira. A **Seção 4.2** exhibe os resultados experimentais obtidos na classificação e segmentação das imagens, recortadas aleatoriamente, do entorno da Rodovia Raposo Tavares.

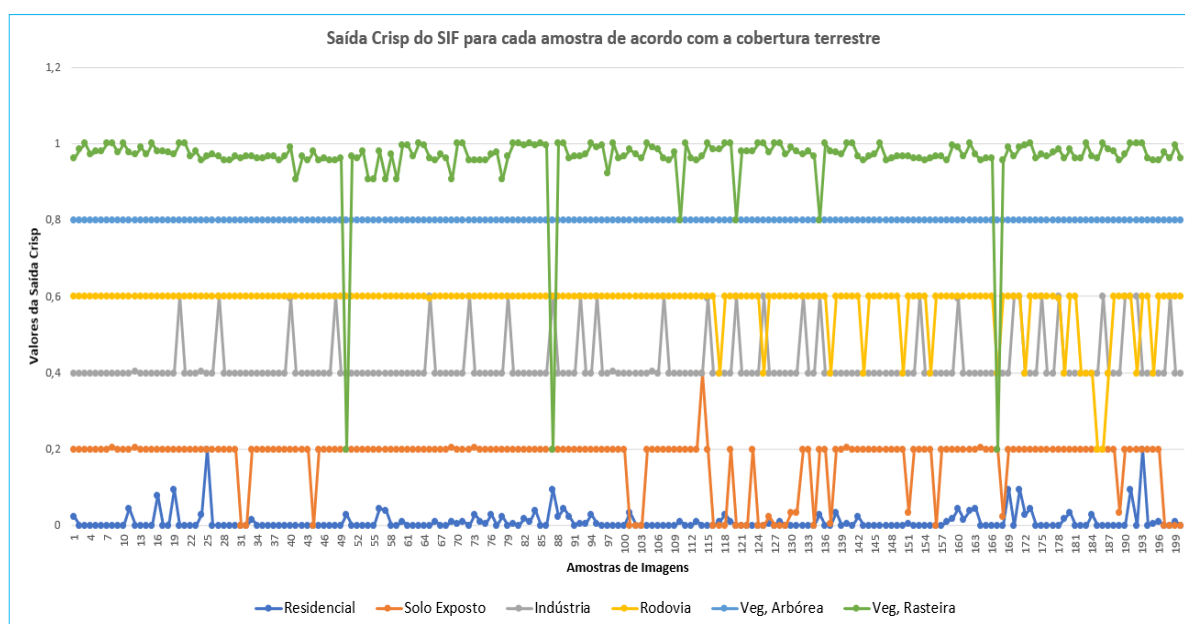
4.1 Classificação das coberturas do solo

Após estudos e uma série de análises para construção do sistema de classificação das imagens, o mesmo foi aplicado em 1200 imagens, também de dimensões 7×7 pixels, coletadas aleatoriamente e diretamente do conjunto de imagens em áreas próximas à Rodovia Raposo Tavares, sendo 200 amostras para cada tipo de cobertura do solo. O sistema, por sua vez, mostrou-se capaz de fazer a leitura e o processamento das imagens, analisar e identificar os descritores de cor e textura utilizados, mensurar o índice do intervalo ao qual pertencem e as classificarem quanto ao tipo de cobertura do solo. Os resultados obtidos são mostrados na **Figura 44**.

Como já explicado na **Figura 43**, é possível visualizar na **Figura 44**, que os valores pertencentes ao intervalo $[0, 0,1]$ representam, quase que totalmente, áreas residenciais. O sistema proposto classificou 198 imagens de um total de 200, como sendo do grupo residencial – as duas imagens restantes foram classificadas como solo exposto. Já as de áreas de solo exposto, pertencentes ao intervalo $[0,1, 0,3]$, apresentaram 170 acertos e 30 foram classificadas como residencial, erroneamente. O grupo de indústrias, no intervalo $[0,3, 0,5]$ obteve 173 acertos e 27 foram confundidos com rodovias. As imagens de rodovias, inseridas no intervalo $[0,5, 0,7]$, retornaram 183 acertos e 17 erros, sendo 15 como industrial e 2 como solo exposto. O grupo de vegetação arbórea, pertencente ao intervalo $[0,7, 0,9]$, apresentou a melhor classificação, acertando as 200 imagens. Por último, no intervalo $[0,9, 1]$, as regiões de

vegetações rasteiras apresentaram resultados corretos de 194 imagens e erro de classificação em apenas 6 imagens, das quais 3 foram confundidas com solo exposto e 3 com vegetação arbórea. Com os resultados do sistema foi construída uma matriz de confusão (**Tabela 12**) e efetuado o cálculo do índice *kappa* pelo MATLAB, cujo resultado foi de 0,92. De acordo com Lands e Koch (1977), o resultado do índice *kappa* está na faixa “quase perfeito”, o que justifica a avaliação de eficiência do sistema.

Figura 44: Conjunto de saída do SIF para Cobertura do Solo



Fonte: Autoria própria

Tabela 12: Matriz de confusão com os dados fornecidos pelo SIF para Cobertura do Solo

	RE	IN	RO	SE	VA	VR
RE	198	0	0	2	0	0
IN	0	173	27	0	0	0
RO	0	15	183	2	0	0
SE	30	0	0	170	0	0
VA	0	0	0	0	200	0
VR	0	0	0	3	3	194

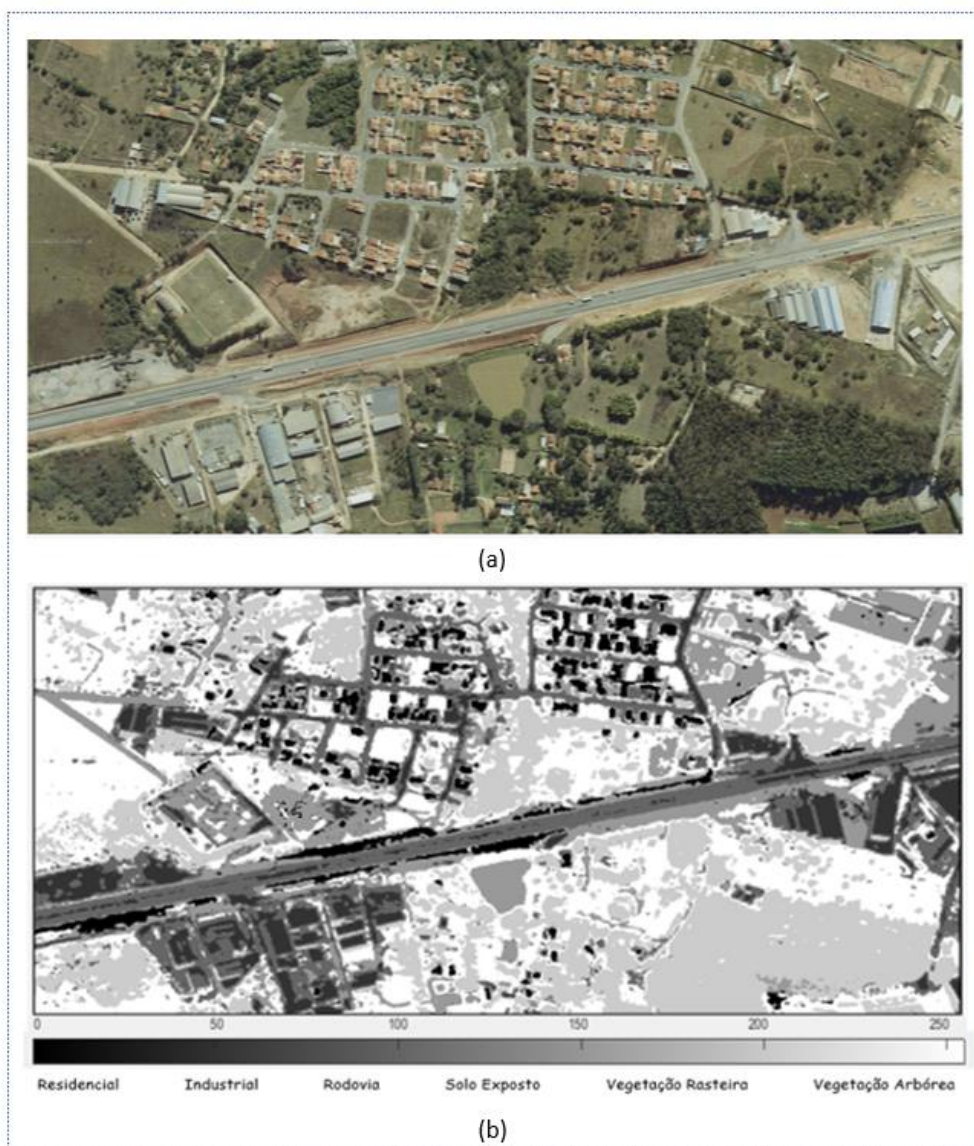
Fonte: Autoria própria

4.2 Segmentação das imagens

Para se avaliar o desempenho, o sistema proposto foi aplicado em um conjunto de diferentes imagens que foram recortadas, aleatoriamente, do entorno da Rodovia Raposo Tavares.

A **Figuras 45** apresenta o resultado da classificação e segmentação para uma imagem (sub-imagem 1) de dimensões 1661 x 901 *pixels*, salva em formato “*tif*”, retirada do entorno da rodovia Raposo Tavares na altura do km 102.

Figura 45: Resultado do sistema para a sub-imagem 1 – (a) Sub-imagem do entorno da Rodovia Raposo Tavares na altura do km 102; (b) Imagem classificada e segmentada



Fonte: Autoria própria

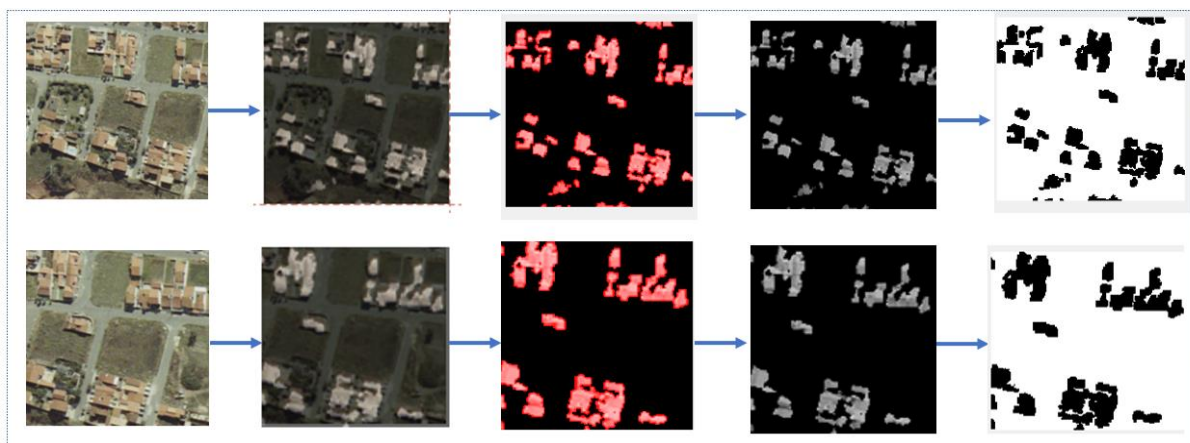
Nota-se que, qualitativamente, o resultado da classificação e segmentação traz informações dos diferentes tipos de cobertura do solo, de acordo com as 6 categorias consideradas neste trabalho, possibilitando, a partir da contagem dos *pixels* nas faixas dos valores de saída, se obter uma estimativa da forma como está sendo ocupado o solo no entorno da rodovia.

Em alguns poucos detalhes nas regiões de solo exposto, os que possuem tons mais avermelhados são classificados como residências, assim como estacionamentos e calçadas são classificados como rodovias.

É possível verificar na **Figura 45(b)** que uma pequena faixa de solo exposto nas bordas da rodovia foi classificada e segmentada como residência, porém, todos os pontos em que se encontram residências foram classificados e segmentados corretamente. Os resultados na **Figura 45(b)** são mostrados, em exemplos de recortes, para cada um dos grupos de coberturas do solo, nas **Figura 46-51**, para uma melhor visualização dos resultados.

A **Figura 46** ilustra detalhes do resultado da classificação para regiões residenciais. Observa-se que o sistema apresentou ótimo resultado para este grupo.

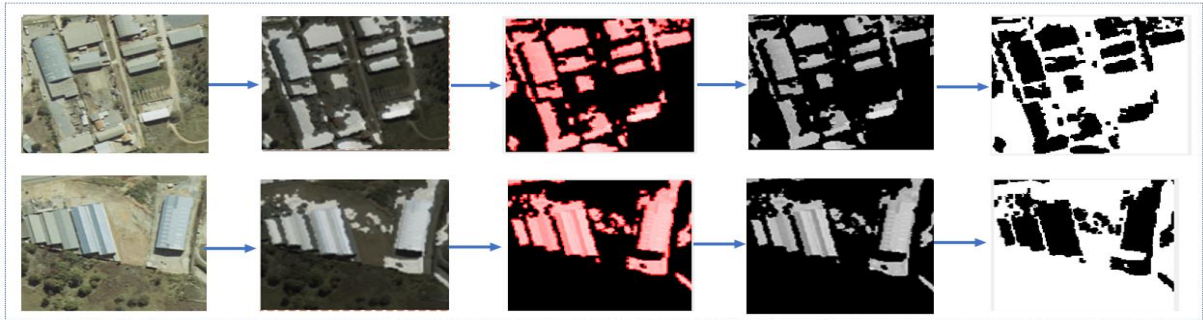
Figura 46: Resultado para áreas residenciais



Fonte: Autoria própria

Na **Figura 47**, é apresentado o resultado da classificação e segmentação para regiões industriais, e análogo ao caso anterior, ao de áreas residenciais, é possível verificar que alguns pontos de ruas, assim como o canteiro central da rodovia, são classificados e segmentados como indústrias, porém, todas as regiões em que se encontram indústrias são classificadas pelo sistema, e segmentadas.

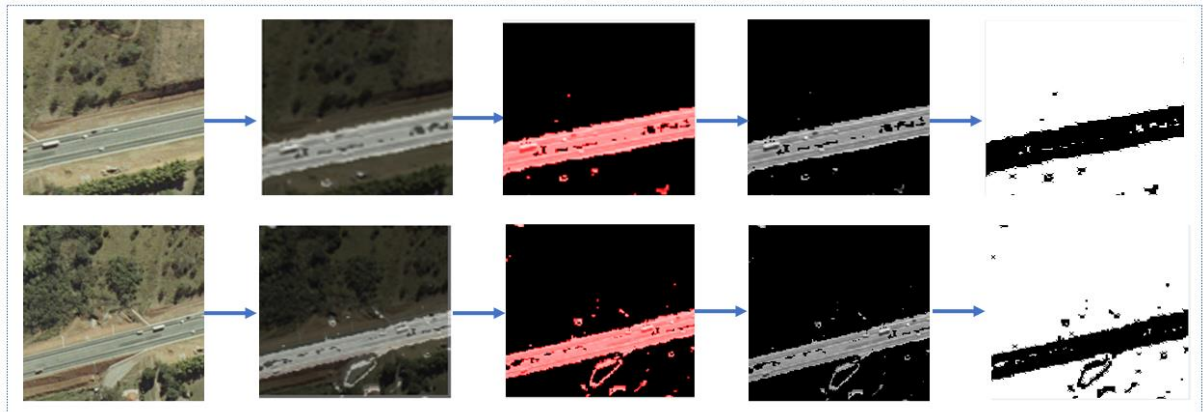
Figura 47: Recortes de áreas industriais



Fonte: Autoria própria

Na **Figura 48**, é apresentado o resultado da classificação e segmentação da própria rodovia. Verifica-se que os pontos de rodovias são classificados e segmentados corretamente pelo sistema, porém alguns ruídos aparecem devido a automóveis e áreas rochosas que se acumulam na região.

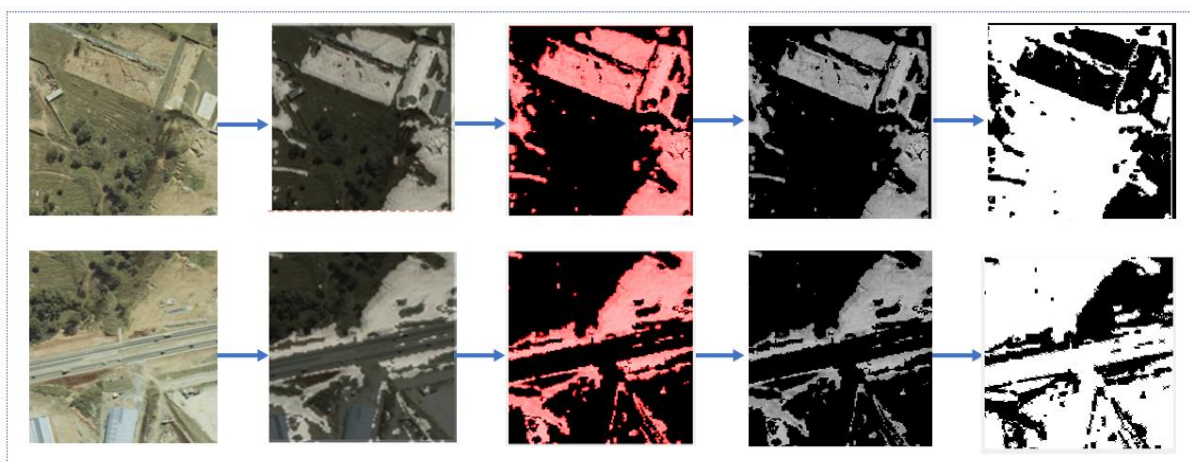
Figura 48: Recortes de áreas de rodovias



Fonte: Autoria própria

Na **Figura 49**, é apresentado o resultado do sistema para regiões de solo exposto. Todos os *pixels* de solo exposto de coloração clara, inclusive a estrada de terra, na parte superior do lado esquerdo da imagem dada na **Figura 45(b)**, foi classificada e segmentada corretamente. Alguns poucos pontos de solo exposto, os de coloração mais escuras (tons avermelhados) foram classificados como residências.

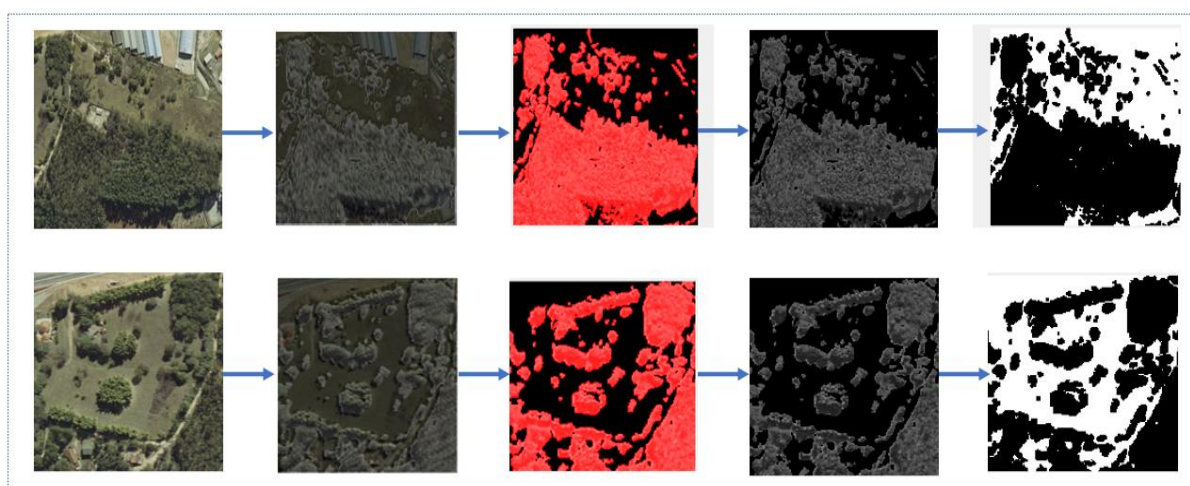
Figura 49: Recortes de áreas de solo exposto



Fonte: Autoria própria

Na **Figura 50** é mostrada a classificação e segmentação de regiões de vegetação arbórea (matas/florestas). Neste grupo, o algoritmo interpretou corretamente todos os pontos de vegetações, com uma acurácia de praticamente 100%, desde pequenos arbustos até vegetações de grande porte, como matas fechadas e florestas. As mínimas exceções são os pontos de sombras.

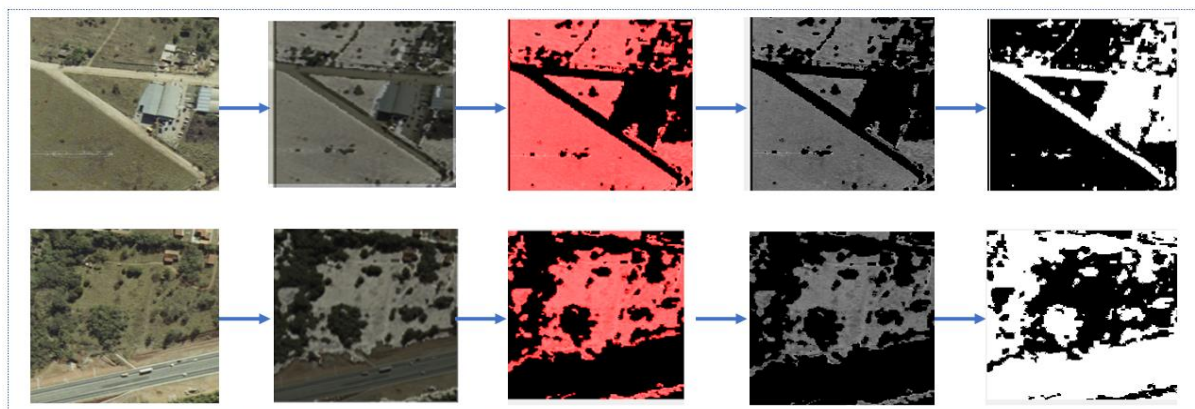
Figura 50: Recortes de áreas de vegetação arbórea



Fonte: Autoria própria

Por último, é apresentado na **Figura 51** o resultado da classificação e segmentação para regiões de vegetação rasteira (gramíneas). Assim como nos resultados apresentados em vegetação arbórea, este grupo apresentou, visualmente, uma boa segmentação.

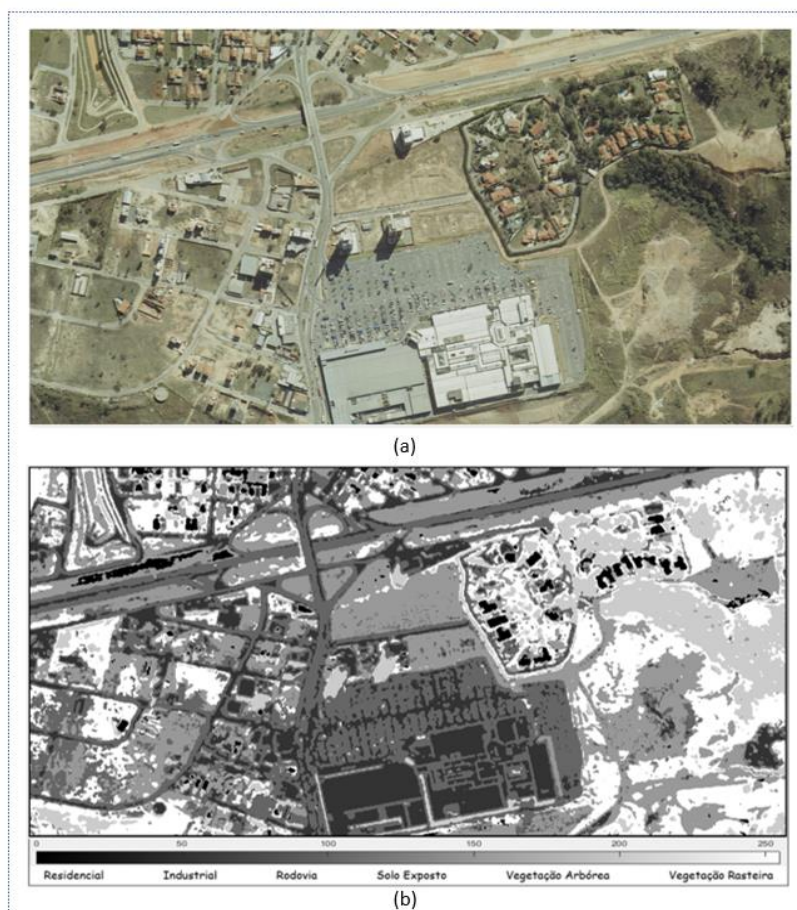
Figura 51: Recortes de áreas de vegetação rasteira



Fonte: Autoria própria

A **Figuras 52** apresenta o resultado da aplicação do algoritmo numa outra imagem (sub-imagem 2) do entorno da Rodovia Raposo Tavares, na altura do km 100.

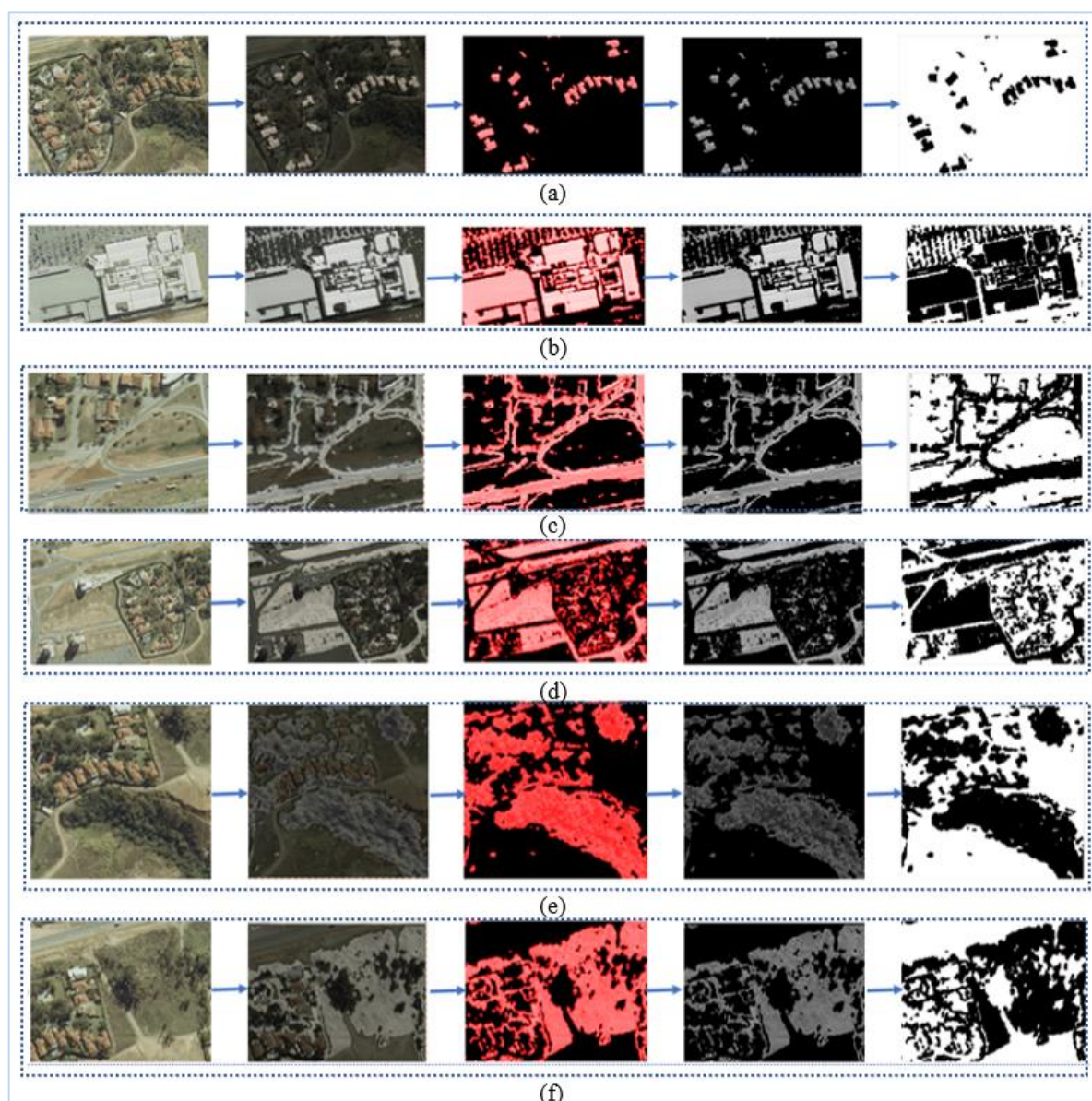
Figura 52: Resultado do sistema para a sub-imagem 2 – (a) Sub-imagem do entorno da Rodovia Raposo Tavares na altura do km 100; (b) Imagem classificada e segmentada



Fonte: Autoria própria

Na **Figura 53**, dos mesmos resultados dados na **Figura 52**, é apresentado um mosaico de regiões das imagens processadas – desde a imagem original até a segmentação final - para cada um dos grupos de cobertura do solo estudados, para que se tenha uma melhor visualização dos detalhes.

Figura 53: Mosaico com recortes, por tipo de cobertura do solo, das imagens processadas – (a) Residencial; (b) Industrial; (c) Rodovia; (d) Solo Exposto; (e) Vegetação Arbórea; (f) Vegetação Rasteira



Fonte: Autoria própria

Observa-se que, para os resultados apresentados na **Figura 52(b)** e **Figura 53**, as áreas de residências (a), indústrias (b), de rodovias (c), de solo expostos (d), de vegetações arbóreas

(e) e de vegetações rasteiras (f) apresentaram excelentes resultados, porém para a classificação e segmentação das zonas industriais, partes das calçadas foram avaliadas, pelo sistema, como sendo indústrias e/ou rodovias, e para rodovias/vias, os canteiros centrais foram classificados e segmentados como indústrias.

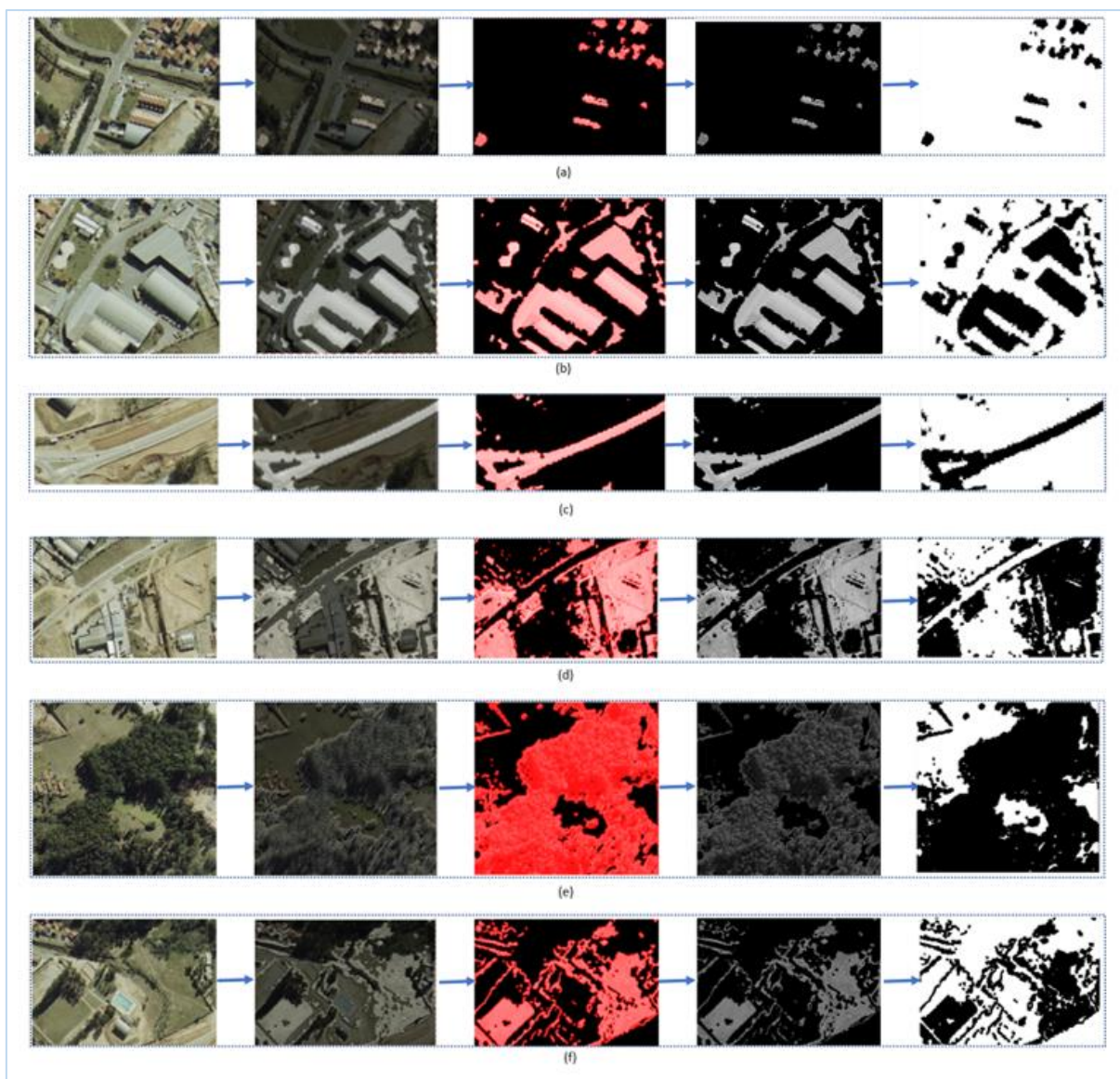
O sistema de classificação e segmentação foi aplicado também numa terceira imagem (sub-imagem 3), retirada do entorno da Rodovia Raposo Tavares, na altura do km 95. Os resultados estão apresentados nas **Figuras 54 e 55**.

Figura 54: Resultado do sistema para a sub-imagem 3 – (a) Sub-imagem do entorno da Rodovia Raposo Tavares na altura do km 95; (b) Imagem classificada e segmentada



Fonte: Autoria própria

Figura 55: Mosaico com recortes, por tipo de cobertura do solo, de imagens processadas – (a) Residencial; (b) Industrial; (c) Rodovia; (d) Solo Exposto; (e) Vegetação Arbórea; (f) Vegetação Rasteira



Fonte: Autoria própria

De modo análogo aos resultados anteriores, verifica-se, nas **Figuras 54 e 55**, que a aplicabilidade do sistema para detecção, classificação e segmentação dos seis grupos de cobertura do solo se mostra bastante eficiente.

Uma última aplicação do sistema foi realizada numa quarta imagem (sub-imagem 4), recortada da altura do quilometro 98 da rodovia. O resultado da classificação e segmentação é mostrado na **Figura 56**.

Figura 56: Resultado do sistema para a sub-imagem 4 – (a) Sub-imagem para teste do sistema
(b) Resultado da classificação e segmentação



Fonte: Autoria própria

É possível verificar também, um ótima classificação e segmentação para as regiões de rodovias e vias, de solos expostos e de vegetações arbóreas e rasteiras. Quanto às residências, as texturas mais escuras obtiveram ótimos resultados, enquanto as texturas mais claras foram classificadas e segmentadas, em alguns pontos, como rodovias. Já as áreas industriais obtiveram bons resultados, apresentando poucas áreas erroneamente classificadas como rodovias.

Por fim, é realizada uma aplicação direta do sistema, em uma imagem recortada do *Google Earth Pro* (nomeada, apenas para identificação, como sub-imagem 5). O resultado da classificação e segmentação é mostrado na **Figuras 57**. Observe que para este tipo de imagem o sistema classificou os seis tipos de cobertura do solo em apenas três grupos – residencial e solo exposto como sendo um mesmo grupo, industrial e rodovias como sendo um outro grupo e o último grupo composto por vegetações arbóreas e rasteiras.

Figura 57: (a) Sub-imagem 5 do entorno da Rodovia Raposo Tavares na altura do km 102; (b) Imagem classificada e segmentada

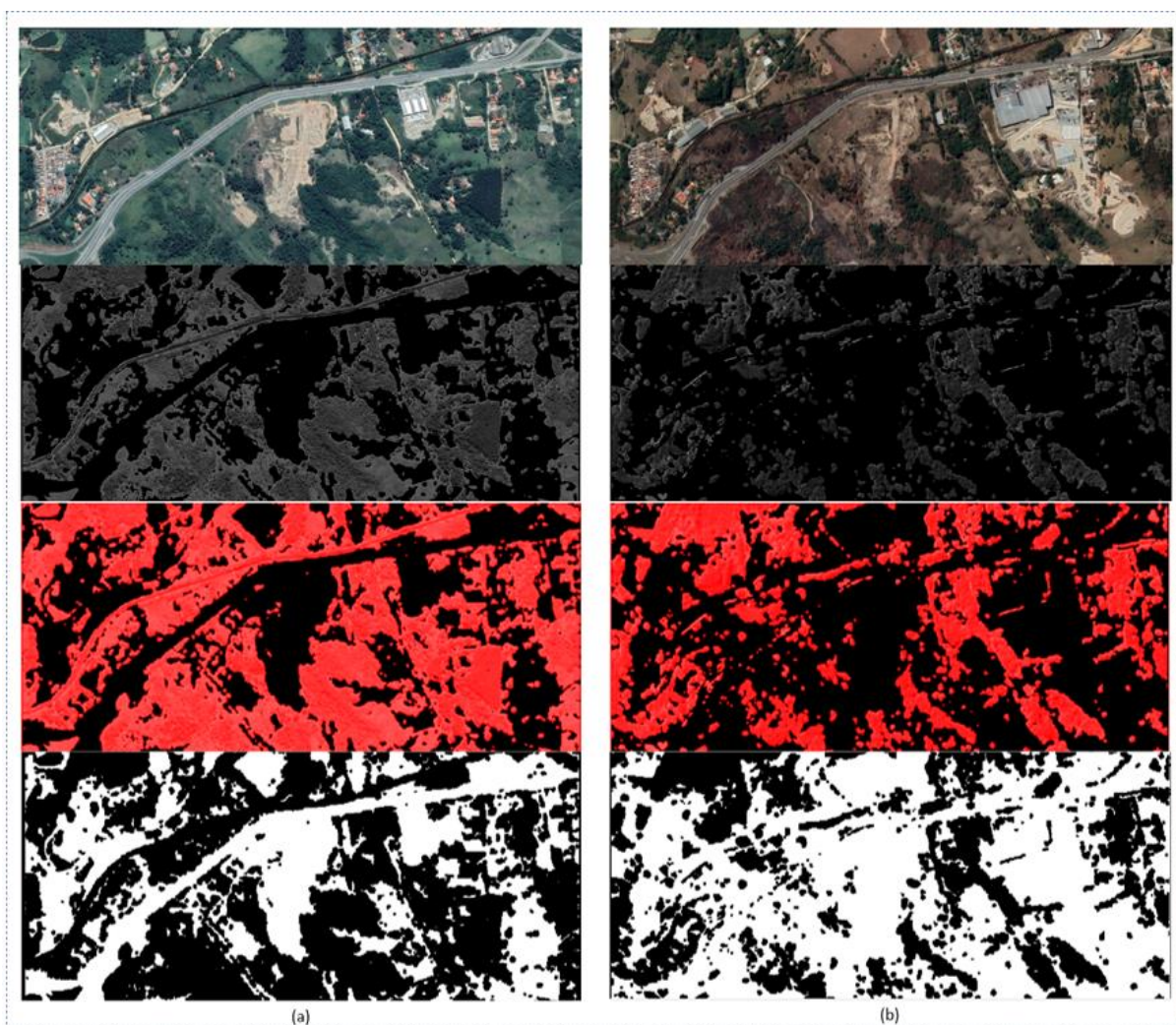


Fonte: Autoria própria

A sub-imagem analisada representa a mesma região analisada na **Figura 45(a)**, diferenciada pelo fato de ser retirada do *Google Earth Pro* com data de 2022, e portanto, possuem características diferentes. Deve-se salientar que o sistema foi calibrado com as imagens aéreas, e que este experimento procurou avaliar a generalização do sistema como está.

Por último é apresentado na **Figura 58** um exemplo de avaliação do sistema em um processo de análise temporal de áreas verdes desmatadas, em função das construções de rodovias. Para isso foi recortado de uma mesma região, duas imagens do *Google Earth Pro*, na altura do km 92 da Rodovia Raposo Tavares, porém em diferentes datas. Na **Figura 58(a)**, tem-se uma imagem do ano de 2014 e na **Figura 58(b)**, uma imagem do ano de 2021.

Figura 58: Resultado da classificação e segmentação, do sistema, para imagens retiradas do Google Earth Pro – (a) Sub-imagem do entorno da Rodovia Raposo Tavares na altura do km 92 – ano 2014; (b) Sub-imagem do entorno da Rodovia Raposo Tavares na altura do km 92 – ano 2021



Fonte: Autoria própria

Verifica-se, na imagem segmentada na **Figura 58**, que a quantidade de *pixels* escuros em **(b)** é bem menor do que em **(a)**. Estes *pixels* representam a área verde da região, e fazendo a análise destes, pela contagem dos *pixels*, houve uma diminuição em 45,3% de área verde.

5 CONCLUSÕES

Nesse trabalho, um método automático de classificação e segmentação de regiões em imagens digitais utilizando Lógica Fuzzy e método de Mamdani foi proposto e discutido. Os experimentos foram conduzidos com foco nos descritores de cor e textura de imagens recortadas, aleatoriamente, do entorno da Rodovia Raposo Tavares, entre os quilômetros 90 e 105. Na área de estudo, destacou-se grandes concentrações de residências, indústrias, rodovias e vias, solos expostos, vegetações arbóreas (matas) e vegetações rasteiras (gramíneas), focos do presente trabalho.

Quanto às características da imagem, fez-se a inspeção visual dos grupos de cobertura do solo analisando as texturas e cores de cada uma, sendo observado que dois tipos ou mais podem apresentar características similares como, por exemplo, rodovias e indústrias, residências e solos expostos, o que levou a uma série de estudos para melhor definição e diferenciação das características de cada grupo. Dessa análise foram selecionados os descritores *D1*, *D2*, *D3* e *D4*, com base nos canais de cores *H*, *S*, *V* e *A*, respectivamente, e o descritor *D5* com base nas características de Energia na orientação 0° , por meio das matrizes de coocorrências. Desses, *D1* se mostrou eficiente na classificação de áreas residenciais e de solos expostos, *D2* separou satisfatoriamente os grupos industriais e rodoviários, *D3* apresentou boa classificação para áreas de vegetações, *D4* foi utilizado para diferenciar áreas residenciais de solos expostos, e por fim, o descritor *D5*, classificando de maneira satisfatória, as áreas industriais.

Quanto às técnicas de identificação dos descritores para a classificação automática dos tipos de coberturas do solo foi realizado uma série de análises visuais em gráficos de dispersões, apresentada em Marins Zurssa e Martins (2022). Essa metodologia possibilitou que se identificasse os descritores que melhor definissem os grupos de cobertura do solo, uma vez que esses gráficos cruzam os valores de dois descritores agrupando-os e fortalecendo a inspeção visual.

Como nenhum dos cinco descritores classificam, por si só, as coberturas do solo, o uso de técnicas de lógica fuzzy se mostrou adequada na diferenciação de características semelhantes de cor e textura apresentadas. O SIF, pelo método de Mamdani apresentou resultado mais preciso com defuzzificação pelo MOM, e a base de regras, o primeiro grupo, composto por 12

regras apresentou resultados satisfatórios. O segundo grupo foi construído para completar todas as combinações do SIF, uma vez que o sistema classifica, automaticamente, em 0,5 uma regra não localizada. Nesse caso, foi necessário atribuir pesos de acordo com a distribuição dos grupos nos gráficos de dispersões, pois em alguns casos, uma mesma regra contempla mais de uma cobertura do solo.

Para se avaliar o desempenho do método proposto nesse trabalho, ele foi aplicado em uma série de imagens, recortadas aleatoriamente do entorno da rodovia, e calculado a taxa de acerto em relação à classificação visual das mesmas imagens. A menor taxa de acerto foi para solo exposto, com 85%, seguido de indústrias com 86,5%. Os demais grupos atingiram taxas de acertos maiores do que 90% - rodovias com 91,5%, vegetação rasteira com 97%, residências com 99% e vegetação arbórea com 100%.

A fim de testar o sistema em outros formatos de imagens, aplicou-o em duas imagens retiradas, diretamente, do *Google Earth Pro* e os resultados apresentados foram promissores quanto à classificação de áreas verdes (matas e gramíneas) e rodovias/vias.

Como resultados gerais dos experimentos, conclui-se que o método proposto se apresentou bastante eficiente, uma vez que classifica e segmenta as regiões analisadas nesse estudo. Porém, o sistema proposto apresenta algumas limitações como, por exemplo, regiões com sombras e com texturas diferentes, às vezes são confundidas.

Para a área das Ciências Ambientais é um estudo relevante, uma vez que através de técnicas de PDI e Lógica Fuzzy é possível a identificação das coberturas do solo já estudadas e orientadas nesse trabalho, o que contribui de forma significativa para a análise de regiões no entorno de rodovias em uma série temporal, permitindo também o planejamento de ações a partir de informações obtidas de grandes conjuntos de imagens de forma automática. Outros trabalhos poderão basear-se na metodologia apresentada aqui, já que na literatura não existe algo semelhante.

Em trabalhos futuros, pode-se tratar a questão da construção de um sistema que implemente a escolha automática dos descritores utilizando uma rede neural do tipo ARTMAP e outras abordagens. Nesse trabalho, buscou-se validar a metodologia baseada na aplicação de Mamdani para a classificação e segmentação das regiões.

REFERÊNCIAS

ABREU MOURA, P. H.; CUSTÓDIO MONTEIRO, V. F. **Sustentabilidade e meio ambiente: rumos e estratégias para o future – Ponta Grossa – PR**, Ed. Atena, 2021. ISBN 978-65-5983-558-4. DOI: <https://doi.org/10.22533/at.ed.584210410>

ALBUQUERQUE SILVA, J. F. A. **Classificação Automática de Imagens Aéreas Multiespectrais para Agricultura de Precisão**. Dissertação (Mestrado), Faculdades de Ciencias e Tecnologias – Universidade Nova de Lisboa, 2021.

ALMEIDA FILHO, R.; NASCIMENTO, P. S. R.; BATISTA, G. T. **Avaliação de técnicas de segmentação e classificação automática de imagens Landsat-TM no mapeamento do uso do solo na Amazônia**, ACTA AMAZÔNICA 28(1): 41-54, 1998.

ALVARENGA, M. I. N.; ALMEIDA, M. R. R. **Avaliação de Impactos Ambientais**. In: Rafael Silva Capaz; Luiz Augusto Horta Nogueira. (Org.). Ciências Ambientais para Engenharia. Rio de Janeiro: Elsevier, p. 193-220, 2014.

ALVES, D. R. **Avaliação dos modelos de cores RGB e HSV na segmentação de curvas de nível em cartas topográficas coloridas**. 2010. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2010.

ALVES JUNIOR, A. P.; GOMES, L. N. **Extração da Informação Posicional de Pontos de Projeção Cartográfica Geradas em Rotinas de Processamento para Geração de Ortofotos**. Revista Brasileira de Cartografia, Sociedade Brasileira de Cartografia, Geodésia, Fotogrametria e Sensoriamento Remoto. Ver. Bras. Cartogr, vol. 74, n. 1, 2022. ISSN 1808-0936, DOI: <http://dx.doi.org/10.14393/rbcv74n1-56925>

ANDRADE, M.O.; TAVARES, L. M. **Impactos da duplicação de uma rodovia federal sobre a mobilidade e a acessibilidade em uma pequena cidade nordestina**. Revista Produção e Desenvolvimento, v.3, n.3, p.101-116, dez., 2017.

ANDRADE, V. S.; MENECELLI, R. C.; DA SILVA E. G.; SILVA, P. **Reconhecimento de Faces Utilizando Padrão Binário Local e knn**. RESIGet- Revista Eletrônica de Sistemas de Informação e Gestão Tecnológica. v. 11, n. 1, p. 57-67, 2021.

ANJOS, A. A. **Estatísticas de ordem superior para o modelo complexo "alpha-eta-kappa-mu"**. 2021. 1 recurso online (94 p.) Tese (doutorado) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Campinas, SP, 2021.

ANUARIO CNT DO TRANSPORTE. **Estatísticas Consolidadas: 2021**. Disponível em: < <https://anuariodotransporte.cnt.org.br/2021/Rodoviario/1-3-1-1-1-/Malha-rodovi%C3%A1ria-total>>. Acesso em: 10 agosto 2021.

ANZOLIN, T. B. P.; GEBLER, L.; PAULA FILHO, P. L.; TONIN, P. C. **Desenvolvimento de mosaico de imagens para automatização de processos na fruticultura de precisão**. In: Congresso Latino-Americano de Software Livre e Tecnologias Abertas, 18., 2021, online. Anais, Rio de Janeiro: PTI; ITAIPU Binacional, 2021.

ARANTES, D. M.; MARTINS, A. C. G. **Desenvolvimento de um método híbrido para segmentação imagens utilizando crescimento de regiões e lógica fuzzy**. Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, INPE p.7404, Curitiba - PR, Brasil, 2011.

BACKES, A. R.; SÁ JUNIOR, J. J. M. **Introdução à visão computacional usando matlab**. Rio de Janeiro: Alta Books, 2016.

BAI, Dr. M. R.; ALAPATI, S. S. **“Leukemia Detection using Object Oriented Method”**. International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT). ISSN: 2278-0181 IJERTV9IS050374, Vol. 9 Issue 05, May-2020.

BELARMINIO, J. A. **Estudo dos acidentes de trânsito na Rodovia RN093**. Rio Grande do Norte, 2017.

BELIAKOV, G.; JAMES, S.; TROIANO, L. **Texture recognition by using glcm and various aggregation functions**. In: Fuzzy Systems, 2008. FUZZ-IEEE 2008. (IEEE World Congress on Computational Intelligence). IEEE International Conference on. [S.l.: s.n.]. p. 1472-1476, 2008, ISSN 1098-7584.

BANDEIRA, D. A.; TARRAN, M. L.; CASTRO, E. C. **Study on the theory and the practice of color with the use of online resources**. In: IARTEM – 14th Lisbon 2017 Internacional Conference on Textbooks and Educational Media: Changing media, changing schools, 2017.

BAO, X.; SONG, W.; LIU, S. **Research on Color Space Conversion Model from CMYK to CIE-LAB Based on GRNN**. In Image and Video Technology - 8th Pacific-Rim Symposium, PSIVT, Wuhan, China, November 20-24, 2017, Revised Selected Papers, pages 252–261, 2017.

BARBOSA, W. C. de S.; VALLADARES, G. S. **Análise da paisagem e do uso e cobertura das terras no nordeste brasileiro, litoral semiárido**. Sociedade & Natureza, [S. l.], v. 32, p. 674–686, 2020. DOI: 10.14393/SN-v32-2020-48038.

BARROS, L. C.; BASSANEZI, R. C. **Tópicos de Lógica Fuzzy e Biomatemática - 2ª Edição** - Campinas - SP: IMECC/UNICAMP, 2010.

BORGES, J. O.; LAGO, W. J. S. **Avaliação do uso e cobertura do solo da sub-bacia do rio Anajá em Paço do Lumiar-MA/BR**. Revista Ensaios de Geografia. Niterói, vol. 8, nº 15, pp. 16-30, setembro-dezembro de 2021. Submissão em: 27/07/2021. Aceito em: 17/11/2021. ISSN: 2316-8544.

BRYSON, B. **Breve história de quase tudo. Companhia das Letras**. 13ª reimpressão, Ed. SCHWARCZ S.A., Tradução Ivo Korytowski. – São Paulo: Companhia das Letras, 2005 ISBN 978-85-359-0724-7, BRASIL, 2020.

BUREAU, L. A. **Lab, O Espaço de Cor. Blog da Le'Art, 2014.** Disponíveis em: <<https://blogdaleart.wordpress.com/2014/09/04/lab-color-o-espaco-de-cor/>>. Acesso em: 05 junho 2020.

CALDEIRA, C. R. T.; GALO, M.; IMAI, N. N.; GALO, M. de L. B. T.; HASEGAWA, J. K.; AMORIM, A.; SHIMABUKURO, M. H.; PINTO, M. S. **Deteção de mudanças de forma automática no entorno de reservatórios: estudo de caso - Canoas I.** Revista Brasileira de Cartografia, [S. l.], v. 70, n. 4, p. 1348–1377, 2018. DOI: 10.14393/rbcv70n4-46508.

CARDIM, G. P.; **Proposição de plataforma co-design para processamento de imagens de sensoriamento remoto.** (2019). Tese (Doutorado) – Programa de PósGraduação em Ciências Cartográficas da FCT, Faculdade de Ciências e Tecnologia da UNESP, Universidade Estadual Paulista, campus de Presidente Prudente; Programa de Pós-Graduação em Eletrônica: Sistemas Eletrônicos Avançados, Sistemas Inteligentes da UAH – Universidad de Alcalá de Henares, 2019.

CARNEIRO, E. S.; FERNANDES, S. M.; NOGUEIRA, A. T.; CHAVES, J. M. **Mapeamento do Uso e Ocupação da Terra no Município de Ibitiara – BA.** Anais do III Congresso Internacional e V Congresso Nacional de Movimentos Sociais e Educação/ISSN: 2525-4588. Volume 1, 2021, CATEGORIA: COMUNICAÇÃO ORAL, 2021.

CARVALHO ROCHA, J. L. **Quantificação da organização e arquitetura do colágeno em queimaduras cutâneas por meio da dimensão fractal, lacunaridade e transformada rápida de Fourier.** 2022. 157 f. Tese (Doutorado em Ciências Médico-Cirúrgicas) - Faculdade de Medicina, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2022.

CAVALCANTE, L. B. C.; CAVALCANTE, L. B. C.; GOMES, H. B.; INÁCIO CAVALCANTE, A. S.; COSTA, B. C. A.; COSTA, M. C. A.; SILVA, C. M.; COSTA, R. L.; ROCHA JUNIOR, R. L.; SANTOS, F. S.; SANTOS SILVA, F. D.; LINS, T.; JUNIOR, S. Al. **Análise de Ilhas de Calor e Frescor Utilizando-Se de Processamento Digital de Imagens - Estudo de Caso Município de São Paulo/SP.** Revista Brasileira de Meteorologia, v. 35, n. Especial, 835 846, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/0102-778635500001>.

CHACON, G. T. **Aplicação de técnicas de processamento digital de imagem para a detecção de MARFes no JET,** 2012. Dissertação (Mestrado) – Centro Brasileiro de Pesquisas – CPB, Ministério da Ciência e Tecnologia, 2012.

CNT, Anuário CNT do Transporte 2020. **Estatísticas Consolidadas: Malha rodoviária total.** <https://anuariodotransporte.cnt.org.br/2020/Rodoviario/1-3-1-1-1-/Malha-rodovi>. Acessado em 20/12/2020.

CORRIGAN, J. **Computação Gráfica – Segredos e Soluções.** Rio de Janeiro: Editora Ciências Moderna Ltda., 1994.

COSTA, A. U. L.; PIMENTEL, F. C. **Modelagem bim aplicada a projeto de rodovia rural pavimentada de pista simples.** TEC-USU, RIO DE JANEIRO, V. 5, N. 1, P. 67-88, 2022.

COUTO, L. N. **Caracterização e análise de texturas estáticas e dinâmicas utilizando redes complexas, caminhadas determinísticas e campos vetoriais.** Tese (Doutorado) – Programa de Pós-graduação em Ciências da Computação, Universidade Federal de Uberlândia, 2018.

CRÓSTA, A. P. **Processamento digital de imagens de sensoramento remoto**. Ed. rev. - Campinas, SP: IG/UNICAMP, © 1992.

CUNHA, I. C. **Educação e meio ambiente: caderno pedagógico** / Isabel Cristina da Cunha (org.), Ana Waley Mendonça, Daniela Viviani; design instrucional Carla Peres Souza – Florianópolis: UDESC/CEAD/UAB, 2012.

CUNHA, L. M. S.; ANTUNES, J. F. G.; MOURA, M. F. **Desvendando o software Fuzzy Inference System Professional – FisPro**. Campinas, Embrapa Informática Agropecuária, 2020.

DA SILVA, L.; SILVA JR, E.; COSTA, I. **Um novo extrator de características para aplicações embarcadas de detecção de falhas em motores elétricos**. In: Trabalhos em andamento - Simpósio Brasileiro de Engenharia de Sistemas Computacionais (SBESC), 10. 2020, Evento Online. Anais [...]. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2020. p. 192-197. ISSN 2763-9002. DOI: https://doi.org/10.5753/sbesc_estendido.2020.13112.

DE ALMEIDA DOCKHORN, W.; MESSINA ESCOBAR, C.; LUCAS IZAGUIRRE MARTINS, F. **Modelagem Matemática utilizando Processamento de Imagens**. Anais do Salão Internacional de Ensino, Pesquisa e Extensão, v. 4, n. 2, 15 mar. 2013.

DEMARCHI, J. C.; PIROLI, E. L.; ZIMBACK, C. R. L. **Análise temporal do uso do solo e comparação entre os índices de vegetação ndvi e savi no município de Santa Cruz do Rio Pardo – SP usando imagens LANDSAT-5**. RA´E GA 21 (2011), p. 234-271. Curitiba, Departamento de Geografia – UFPR, 2011. ISSN: 2177-2738.

DIAS, D. F. S. **Representações de séries temporais baseadas em imagens para classificação de imagens de satélite**. 2020. Tese (Doutorado) – Instituto de Computação, Universidade Estadual de Campinas, 2020.

DUARTE, R.; BALDASSO, R. P.; BEUX, L.; ALBERT, A. C. F.; SANTOS, N. C.; FERNANDES, M. M. **Aplicação dos Sistemas Biométricos de Reconhecimento Facial na Segurança Pública**. Brazilian Journal of Forensic Sciences, Medical Law and Bioethics 11(1):1-21(2021). [http://dx.doi.org/10.17063/bjfs11\(1\)y20211-21](http://dx.doi.org/10.17063/bjfs11(1)y20211-21)

EBERT, D. S.; MUSGRAVE, F. K.; PEACKEY, D.; PERLIN, K.; WORLEY, S.; MARK, W. R.; HART, J. C. **Texturing and Modeling: A Procedural Approach**. [S.l.]: Morgan Kaufmann, 2002.

ESTEVÃO, P. M. C. **Sistema de aquisição e processamento de imagem com computador e FPGA**. Mestrado - Engenharia Eletrotécnica e de Computadores, Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa – 2020.

FARIA, H. H.; PIRES, A. S.; ABRA, F. D. (2022). **Monitoring of highway impact on fauna as a component of management of a protected area in the Brazilian Atlantic Forest**. Periódico Eletrônico Fórum Ambiental Da Alta Paulista, 18(1), 2022. <https://doi.org/10.17271/1980082718120223103>

FARIAS DE ALMEIDA, C.; ALMEIDA, S.; Bandeira, M. (2021). **Análise do Uso e Ocupação do Solo relacionado à expansão do Aeroporto Internacional de Goiânia por**

meio de Classificação Segmentada de Máxima Verossimilhança. Revista Jatobá, vol. 3, e-71352, 2021. DOI: 10.54686/revjat.v3i.71352.

FERREIRA, V. G. A. **Viabilidade Ambiental de traçados rodoviários: o caso do trecho sul do Rodoanel Mário Covas, São Paulo.** 2012. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia São Carlos – USP, São Carlos/SP, 2012.

FILHO, O. M.; NETO, H. V. **Processamento Digital de Imagens.** Rio de Janeiro: Brasport, 1999. 310 p., ISBN 8574520098.

FOGLIATTI, M. C., et al. **Avaliação de Impactos Ambientais – Aplicação aos Sistemas de Transporte.** Rio de Janeiro: Interciência, 2004.

FONSECA, D. et al. **Aplicações informáticas B - 12.º ano.** Edição/reimpressão 10-2020. Brasil: Porto Editora, 2020, ISBN: 978-972-0-43416-6.

FONSECA, B. M. Conceitos e práticas de geodesign aplicados ao ordenamento territorial do município de São Gonçalo do Rio Abaixo. Tese (Doutorado). 2015. Programa de Pós-Graduação do Departamento de Geografia da Universidade Federal de Minas Gerais, 2015)

FRANÇA, J. F.; SOUZA, C. C.; GARCIA, A. P.; ARBUÉS, J. B.; JÚNIOR, C.; CASTELÃO, R. A. **Previsão da Produção de Soja Utilizando Imagens de Satélite e Lógica Fuzzy.** Ensaios e Ciência, v.25, n.2, p.232-238, 2021. DOI: <https://doi.org/10.17921/1415-6938.2021v25n2p232-238>

FREITAS, E. D. G.; **Segmentação de Regiões de AVC Isquêmicos em Imagens de TC por meio da Classificação de Textura.** 2016. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, IFPB - Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba, 2016.

FRUTUOSO, R. L. **Classificação de texturas utilizando métodos de busca com informação.** 2016. Dissertação (mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, Universidade Federal do Ceará, Centro de Ciências, Fortaleza, 2016.

GAO, J. **Digital analysis of remotely sensed imagery.** New York, NY, USA: McGraw-Hill. Professional Publishing, 439 p, 2009.

GEIPOT, **Anuários Estatísticos dos Transportes.** Disponível em <<https://archive.org/search.php?query=creator>>. Acessado em 10/12/2020.

GOMES, M. M. et al. **Avaliação de Impactos Ambientais da duplicação da BR 101 RJ/Norte, trecho compreendido entre o KM 144,2 e 190,3.** Revista Internacional de Ciências, v. 09, n. 01, p. 22-34, jan-abr, 2019.

GOMES, S. B.; COSTA, K. S. D.; FIGUEREDO, G.; MENDONÇA, E. S. C.; SMITH, J. M. S.; SOUZA, M. J. M. (2021). **Caracterização do Processamento de Imagens para a Aplicação da Dermatoglifia.** Revista Portuguesa De Ciências E Saúde, 1(02), 18–29. <https://doi.org/10.29327/237881.1.2-2> (Original work published 30 de Dezembro de 2020)

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento de imagens digitais.** 3. ed. Editora Pearson Prentice Hall, São Paulo, 2010.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento de imagens digitais**. 3. ed. São Paulo: Edgard Blucher, 2008.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E.; EDDINS, S L. **Digital Image Processing Using MATLAB**. 2. ed. Mc Graw Hill Education (India)-Gatesmark, LLC, USA, 2017.

GOVERNO FEDERAL, Ministério da Infraestrutura. **Transportes no Brasil – Síntese histórica**. 2020. Disponível em: <<https://www.gov.br/infraestrutura/pt-br/assuntos/transportes-no-brasil-sintese-historica>>. Acesso em: 01 fev. 2021.

HÁJEK, M. **Texture analysis for magnetic resonance imaging**. Texture Analysis Magn Resona, 2006.

HAMUDA, E.; GLAVIN, M.; JONES, E. **A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field**. Computers and Electronics in Agriculture, v. 125, p. 184–199, 2016.

HARALICK, R.; SHANMUGAM, K.; DINSTEN, I. **Textural features for image classification**. Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on, SMC-3, n. 6, p. 610–621, Nov 1973. ISSN 0018-9472.

HEGEL, C. G. Z.; CONSALTER, G. C.; ZANELLA, N. **Mamíferos silvestres atropelados na rodovia RS-135, norte do Estado do Rio Grande do Sul**. Revista Biotemas, 25 (2), junho de 2012.

HURTADO, MSc. F. R. Ga. **Percepcion y Teoria Del Color**. Universidad Mayor de San Andres: Facultad de Arquitectura, Artes, Diseno y Urbanismo. Bolivia – La Paz, 2015.

HUNT, Dr. RWG. **The reproduction of color**. 6ª ed. Copyright © 2004 John Wiley & Sons Ltd., 2004. ISBN: 9780470024256, ISBN on-line: 9780470024270. DOI: 10.1002/0470024275

IBGE. **Anuário Estatístico do Brasil**. Rio de Janeiro, IBGE, 2021. Disponível em <<https://biblioteca.ibge.gov.br/biblioteca-catalogo?id=720&view=detalhes>>. Acesso em 05 fev. 2021.

INOCÊNCIO, M. V., ARTERO, A. O., ELER, D. M., SILVA, F. A. da, & PEREIRA, D. R. (2020). **Equalização E Segmentação De Imagens Usando Informações De Cores**. Colloquium Exactarum. ISSN: 2178-8332, 12(1), 20–38.

JÄHNE, B. **Digital Image Processing**. 6th revised and extended edition. Ed. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Germany, 2005.

JESUS, E. O.; COSTA JR., R. **A Utilização de Filtros Gaussianos na Análise de Imagens Digitais**. Proceeding Series of the Brazilian Society of Applied and Computational Mathematics, Vol. 3, N. 1, 2015.

KAWAKITA, Cristina Yukari. **Medição do ruído de tráfego na rodovia SP 270 e avaliação da satisfação quanto ao conforto acústico de seus moradores**. Dissertação (Mestrado). Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Departamento de Engenharia de Construção Civil, 2008.

KOHLER, Rogério Kraft. **Classificação de agregados de rochas ígneas quanto a sua alteração por meio de processamento digital de imagens**. Dissertação (mestrado em Ciências da Computação) Universidade Estadual de Ponta Grossa. Ponta Grossa. 2021.

KOHLER, R. K. **Classificação de agregados de rochas ígneas quanto a sua alteração por meio de processamento digital de imagens**. Dissertação (mestrado em Ciências da Computação) Universidade Estadual de Ponta Grossa. Ponta Grossa. 2021.

KURY, E. B.; VIEIRA, C. A. O. **Classificação automática de imagens de alta resolução**. In UFVGeo, 2001.

LANDS, J. R.; KOCH, G. G. **The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data**. International Biometrics Society, 1977.

LAWS, K. I. **Textured image segmentation**. 1980. Tese (Doutorado) - University of South California, 1980.

LEANDRO, D. **Geotecnologias aplicadas às Ciências Ambientais**. Vol. 1 – 1ª Ed., Laboratório de Geoprocessamento aplicado a Estudos Ambientais – LGEA, Pelotas-RS, 2021. ISBN: 978-65-00-18940-7.

LEITE, E. F.; ROSA, R. **Análise do uso, ocupação e cobertura da terra na bacia hidrográfica do Rio Formiga, Tocantins**. OBSERVATORIUM: Revista Eletrônica de Geografia, v.4, n.12, p. 90-106, dez. 2012.

LEITE, F. H. F. **Avaliação do licenciamento ambiental da construção de três rodovias na Amazônia Legal: BR-429/RO, BR-242/TO E BR-163/MT**. 2021. 55 f., il. Dissertação (Mestrado em Ciências Ambientais)—Universidade de Brasília, Brasília, 2021.

LIMA, M. P. **A lógica fuzzy tipo 2 e um estudo de caso aplicado no controle de tráfego aéreo**. 2008. Dissertação (mestrado) – Escola Politécnica, Universidade Federal da Bahia, 2008.

LIMA, S. **Implementação de Estratégias de Controle Utilizando Lógica Fuzzy e Técnicas de Controle Vetorial em um Software de Elementos Finitos**. Florianópolis, SC, 2016. 221 p. Tese (doutorado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico. Programa de Pós-Graduação Multidisciplinar em Saúde, Florianópolis, SC, 2016.

LOPES, D. de S.; NÓBREGA, R. A. de A.; MACEDO, D. R. **Rumo à uma Abordagem Robusta para um Conjunto de Dados de Cobertura Vegetal Multitemporal: 3 Décadas de Mudanças no Piauí, Brasil**. Revista Brasileira de Cartografia, [S. l.], v. 74, n. 1, p. 197–213, 2022.

LUJAMBIO, J. R. C. **Dislexia y liberación: atravesamientos neuropsicológico, institucional y educativo**. 2017. Trabalho de Conclusão de Curso – Universidad de La República facultad de Psicología, Montevideo, Uruguai, 2017.

MACHADO, Erica Regina Marani Daruichi. Modelagem e controle de sistemas fuzzy Takagi-Sugeno. 2003. xvii, 190 p. Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, 2003. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/11449/101978>>.

MADHU, A.; KUMAR, A.; JIA, P. Exploring Fuzzy Local Spatial Information Algorithms for Remote Sensing Image Classification, *Remote Sensing*, v. 13, 4163, 2021.
<https://doi.org/10.3390/rs13204163>

MARINS, L. R. **Diagnóstico médico por meio de relações fuzzy: dengue, chikungunya ou zica**. 2016. Dissertação (Mestrado) – CCET-UFSCAR – Campus Sorocaba, 2016.

MARINS, L. R.; PEIXOTO, M. S. **Dengue, chikungunya ou zica: uma proposta de diagnóstico médico por meio de relações fuzzy**. *Revista de Biomatemática*, 26(11):161-168, 2016.

MARINS ZURSSA, L. R.; MARTINS, A. C. G. **Análise Automática do Uso do Solo no Entorno de Rodovias Usando uma Abordagem Fuzzy**. *Trends in Computational and Applied Mathematics*, V. 23, N. 2 (2022), p. 383-399 - Sociedade Brasileira de Matemática Aplicada e Computacional - Online version, ISSN 2676-0029, DOI: 10.5540/tcam.2022.023.02.00383.

MARTINS, A. C. G. **Desempenho no uso integrado de descritores de textura e cor para a classificação de imagens**. 2018. Tese (Doutorado) – Unesp - Instituto de Ciência e Tecnologia – Campus de Sorocaba, 2018.

MARTINS, R. A.; SILVA, C. C. **As pesquisas de Newton sobre a luz: Uma visão histórica**. *Rev. Bras. Ensino Fís.* vol.37 no.4 São Paulo Oct. /Dec, 2015.

MARTINS, A.C.G. **Análise de Imagens Médicas**. In: Carlos Augusto Paiva da Silva Martins; Henrique Cota de Freitas; Lucila Ishitani; Luis Enrique Zárate Gálvez; Silvio Jamil Ferzoli Guimarães. (Org.). IV ERI-MG. Escola Regional de Informática de Minas Gerais. Belo Horizonte: Sociedade Brasileira de Computação, 2005, p. 157-183. 2005.

MARTINS, A.C.G.; SIMÕES, A.S.; PRADO, G.I. **Classificação de texturas usando redes neurais artificiais e o modelo de Spot Noise**. In: VI ENIA - Encontro Nacional de Inteligência Artificial, 2007, Rio de Janeiro. Anais do XXVII Congresso da SBC, 2007a.

MARTINS, A.C.G.; SIMÕES, A.S.; PRADO, G.I. **Uso de redes neurais artificiais e o modelo de Spot Noise para a classificação de imagens de cereais**. In: Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, 2007, Florianópolis. Anais do VIII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, 2007b.

MARQUES FILHO, O.; VIEIRA NETO, H. **Processamento Digital de Imagens**. Rio de Janeiro: Brasport, 1999.

MEDEIROS, G. C. F. **Uso de texturas para o acompanhamento da evolução do tratamento de úlceras dermatológicas**. 2001. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo - USP, São Paulo, 2001.

MENDES, A. P. S. F. **“Metodologia para detecção de mudanças e atualização de imagens fotogramétricas para cadastros territoriais multifinalitários (CTM)”**. Dissertação (Mestrado) -Universidade Federal do Rio Grande do Sul – Centro Estadual de Pesquisa em Sensoriamento Remoto e Meteorologia - Programa de PósGraduação em Sensoriamento Remoto – Porto Alegre – BR, 2020.

MENDONÇA NETA, B. M. de. **“Procedimentos de Lógica Fuzzy na Solução de Problema de Controle de Tensão e Potência Reativa e Sistemas e Subsistemas de Potência”**. Dissertação (Mestrado) – Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais – Belo Horizonte – MG, 2005.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. UnB-CNPq, Brasília, 2012.

MENEZES, G. A. “Sistema de navegação autónoma baseada em GPS para rover robótico multitarefa para aplicações agrícolas e aplicação web de realidade aumentada para apoio à supervisão”. Dissertação (Mestrado), 2º Ciclo em Engenharia Eletromecânica.-Universidade Beira Interior-Covilhã_Portugal, 2021.

MESSIAS, C. G. **Análise de uso do solo utilizando diferentes técnicas e imagens de média e alta resolução espacial**. Revista de Geografia - PPGEIO - v. 2, nº 1 (2012). www.ufjf.br/revistageografica - v.2, n.1, p.1-9, 2012.

MOALLEM, P.; MOUSAVI, B. S. **Gender Classification by Fuzzy Inference System**. International Journal of Advanced Robotic Systems, Vol. 10, 89, 2013.

MORAES, F. G.; PERES, A. B.; MARTINS, A. C. G. **Avaliação da cobertura do solo no entorno de rodovias usando uma abordagem fuzzy baseada no método de inferência de Mamdani**. In: IV Congresso Brasileiro de Sistemas Fuzzy- CBSF, UNICAMP- Campinas, 2016.

NAIME, R. H. et al. **A percepção da responsabilidade socioambiental na indústria, no comércio e nos serviços de Novo Hamburgo - comércio e nos serviços de Novo Hamburgo – RS**. REDES, Santa Cruz do Sul, v. 13, n. 3, p. 204 - 217, set/dez. 2009.

NASCIMENTO, J. P. R. **Análise e Classificação de imagens baseadas em características de textura utilizando matrizes de co-ocorrência**. 2003. Dissertação (Mestrado) - Pós-Graduação em Informática, Setor de Ciências Exatas, Universidade Federal do Paraná, 2003.

NASCIMENTO, I. G. B. N.; BEZERRA, A. F. S. “Tecnologias digitais e metodologias ativas (TDMA) no ensino do processamento e análise de imagens de interesse médico – relato de experiência”. Brazilian Journal of Development, Curitiba, v.7, n.4, p.38340-38346, apr 2021.

NEGRI, T. T. **Descritores locais de textura para classificação de imagens coloridas sob variação de iluminação**. 2017. Tese (Doutorado). Programa de Pós-graduação em Engenharia elétrica e área de concentração em Processamento de Sinais e Instrumentação. Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2017.

NETA, S. R. A.; BIAS, E. S.; SANTOS, C. A. M.; **Classificação Baseada em Objetos e Mineração de Dados: Aplicação de Ferramentas Open Source no Mapeamento de Área Urbana**. Rev. Bras. de Cartografia, vol. 70, n. 3, pp. 932-966, julho/setembro, 2018.

OJEDA-MAGANA, B.; QUINTANILLA-DOMINGUEZ, J.; RUELAS, R.; BARRÓN-ADAME, J. M.; ENRIQUE, L.; BARBOZA-NIÑO; GUZMÁN-CABRERA, R.; ANDINA, D. **Images Sub-segmentation by Fuzzy and Possibilistic Clustering Algorithm**. Comp. y

Sist. [online]. 2019, vol.23, n.4, pp.1393-1415. Epub 09-Ago-2021. ISSN 2007-9737.
<https://doi.org/10.13053/cys-23-4-3310>.

OLIVEIRA, R. A.; MARTINS, A. F. P.; SILVA, A. P. B. **Temas de natureza da Ciência a partir episódios históricos: os debates sobre a natureza da luz na primeira metade do século XIX**. Caderno Brasileiro de Ensino de Física, v. 37, n. 1, p. 197-218, abr. 2020.

OLIVEIRA, W. V.; SILVA, C. R. **Identificação e Extração Automática de Indivíduos de Ipê-Amarelo em Imagens Obtidas por VANT**. Rev. Bras. Cartogr., vol. 71, n. 4, pp.1114-1134, outubro/dezembro, 2019.

OLIVEIRA, W. E. B.; PRADO, A. F.; FERNANDES, S. R.; FACEROLI, S. T. **Classificação de padrões utilizando descritores de textura**. SIMMEC/EMMCOMP 2014. XI Simpósio de Mecânica Computacional e II Encontro Mineiro de Modelagem Computacional ABMEC, Juiz de Fora, MG, 28-30 de maio de 2014

ORTEGA, N. R. S. **Aplicação da teoria de Conjuntos Fuzzy a Problemas da Medicina**. 2001. Tese (Doutorado), USP, São Paulo/SP, 2001.

ORUJOVA, F.; MASKELIŪNĖ, R.; DAMAŠEVIČIUS, W. W. **Fuzzy based image edge detection algorithm for blood vessel detection in retinal images**. Applied Soft Computing Volume 94, September 2020, 106452.

OYAMA, P. I. C. **Método para classificação de café em grãos por imagens digitais pelo uso de atributos selecionados de morfologia, cor e textura**. 2014. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e Área de Concentração em Processamento de Sinais e Instrumentação – Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2014.

PANAZZOLO, A. P.; FRANTZ, L. C.; SOARES, S. O. **Gestão ambiental na construção de rodovias - O caso da BR-448 - Rodovia do Parque**. 3º Congresso Internacional de Tecnologias para o Meio Ambiente. Bento Gonçalves – RS, Brasil, 25 a 27 de Abril, 2012.

PARSIAN, S.; AMANI, M.; MOGHIMI, A.; GHORBANIAN, A.; MAHDAVI, S. **Flood Hazard Mapping Using Fuzzy Logic, Analytical Hierarchy Process, and MultiSource Geospatial Datasets**. Remote Sensing, v.13, 4761, 2021. <https://doi.org/10.3390/rs13234761>

PATVARDHAN, C.; KUNAR, P.; LAKSHMI, C. V. **Effective Color Image Watermarking Scheme using YCbCr Color Space and QR Code**. Multimedia Tools Appl., 77(10): 12655–12677, 2018. doi: 10.1007/s11042-017-4909-1. URL <https://doi.org/10.1007/s11042-017-4909-1>.

PAWLOWSKI, E. et al. **A luz por trás do bem-estar dos frangos**. Rev. Eletrônica Técnico-Científica do IFSC, v. 2, n. 7, pp. 18-26, 2018.

PEDRINI, H.; SCHWARTZ. **Análise de imagens digitais: princípios, algoritmos e aplicações**. São Paulo: Cengage Learning, 2008.

PEIXOTO, M. S., BARROS, L. C.; BASSANEZI, R. C. **“Predator–prey fuzzy model”**. ecological modelling Vol. 214, Ed. 1, (2008) p. 39–44. doi: 10.1016/j.ecolmodel.2008.01.009

PEREIRA, B. L. **Aplicação de Sistemas Neuro-Fuzzy no Controle de Aeronaves em Operações Críticas de Voo**. 2021. 180 f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) - Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2022. DOI: <http://doi.org/10.14393/ufu.te.2021.555>.

PEREIRA, M. S.; ANTONIAZZI, R. L. (2021). **Desenvolvimento de aplicativo utilizando técnica de compactação de imagens**. REVISTA INTERDISCIPLINAR DE ENSINO, PESQUISA E EXTENSÃO, 8(1), 69-75. <https://doi.org/10.33053/revint.v8i1.361>.

PESQUISA CNT DE RODOVIAS. **Relatório Gerencial**. Brasília, CNT/ SEST, SENAT, 2018.

PESQUISA CNT DE RODOVIAS 2021. **Relatório Gerencial**. Brasília: CNT: SEST SENAT, 2021. Disponível em <https://pesquisarodovias.cnt.org.br/downloads/ultimaversao/Pesquisa_CNT_Rodovias_2021_Web.pdf>. Acessado em 01/11/2021.

POLIDORO, M.; BARROS, M. V. F. **Considerações sobre a expansão urbana dos municípios paranaenses localizados em trecho da Rodovia BR-369**. Revista Brasileira de Gestão e Desenvolvimento Regional. • v. 8, n. 3, p. 322-341, set-dez/2012.

PRADO, P. F. **Estudo de descritores de tesura e cores para a classificação automática de imagens no contexto das ciências ambientais**. 2018. Tese (Doutorado) – Instituto de Ciências e Tecnologia, Universidade Estadual Paulista “Julio de Mesquita Filho”, Campus Sorocaba, 2018;

PRATES, C. J. N.; BARBOSA, R. P.; FOGAÇA, J. J. N. L.; LEMOS, O. L.; DUTRA, F. V.; DA SILVA, R. M. **Análise Multitemporal de Uso e Ocupação do Solo com Enfoque na Silvicultura no Município de Cândido Sales, Bahia, nos Anos de 2005 e 2015**. Anuário do Instituto de Geociências - UFRJ ISSN 0101-9759 e-ISSN 1982-3908 - Vol. 40 - 1 / 2017 p. 150-155. DOI: http://dx.doi.org/10.11137/2017_1_150_155.

QUISPE, J. P.; YUJRA, D. H. J.; **Regulacion de tension de un generador sincrónico utilizando un controlador difuso en el laboratorio de control y automatizacion de la epime**. Tese (Doutorado), UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO FACULTAD DE INGENIERIA MECANICA ELECTRICA, ELECTRONICA Y SISTEMAS ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERIA MECANICA ELECTRICA, Puno, Peru, 2022

RAMALHO, G. L. B. **Análise de imagens por meio da matriz de interdependência e da transformação estrutural multiescala**. 2013. Tese (doutorado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Departamento de Engenharia de Teleinformática, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática, Fortaleza, 2013.

RANGAYYAN, R. M; ACHA, B.; SERRANO, C. **Color Image Processing with Biomedical Applications**. Bellingham, Washington: SPIE Press, 2011.

RANGEL DE QUEIROZ, J. E.; GOMES, H. M. **Introdução ao Processamento Digital de Imagens**. RITA, Vol. VIII, N. 1, 2001.

RANJBAR, H. R.; DEHGHANI, H.; ARDALAN, A. R. A., SARADJIAN, M. R.} **A GIS-based approach for earthquake loss estimation based on the immediate extraction of**

damaged buildings". GEOMATICS, NATURAL HAZARDS AND RISK, 2017 VOL. 8, NO. 2, 772–791. <http://dx.doi.org/10.1080/19475705.2016.1265013>

RANJBAR, Hamid Reza, NEKOOIE, Mohammad Ali. **An improved hierarchical fuzzy TOPSIS approach to identify endangered earthquake-induced buildings**. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 76 (2018), 21–39.

RAO, A. R. **A Taxonomy for Texture Description and Identification**. New York, NY, USA: Springer-Verlag New York, Inc., 1990. ISBN 0-387-97302-8.

REIS, A. et al. **Aplicação prática de álgebra linear na engenharia cartográfica e de agrimensura**. Anais do 10º SALÃO INTERNACIONAL DE ENSINO, PESQUISA E EXTENSÃO – SIEPE, Universidade Federal do Pampa, Santana do Livramento, 6 a 8 de novembro de 2018.

REZENDE, S. O. **Sistemas Inteligentes: Fundamentos e Aplicações**. Barueri – SP: Ed. Manole, 2005.

ROCHA, B. M. **Deteção automática e avaliação de linhas de plantio de cana-de-açúcar em imagens aéreas**. 2022. 121 f. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) - Universidade Federal de Goiás, Goiânia, 2022.

ROCHA, J. et al. **Classificação de uso do solo urbano através da análise linear de mistura espectral com imagens de satélite**. Rev. Finisterra, XLII, 83, pp. 47-62, 2007.

ROCHA, C. D. F. **WoundArch: um sistema de arquitetura híbrida para a segmentação e classificação de feridas crônicas**. 2021. 155f. Dissertação (Mestrado em Sistemas e Computação) - Centro de Ciências Exatas e da Terra, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2021

RODRIGUES, L.; MAGALHÃES, S.; SANTOS, F.; MOURA, P. and CUNHA, M. **PixelCropRobot, a cartesian multitask platform for microfarms automation**. In Proceedings of the International Symposium of Asian Control Association on Intelligent Robotics and Industrial Automation (IRIA), Goa, India, 20-22 September 2021; pp. 382- 387. DOI: <https://doi.org/10.1109/IRIA53009.2021.9588786>.

ROMÃO, A. C. B. C.; SOUZA, M. L. **Análise do uso e ocupação do solo na Bacia do Ribeirão São Tomé – Noroeste do Paraná – PR (1985 e 2008)**. RAEGA, n. 21(2011), P.337-364. Curitiba – Departamento de Geografia – UFPR, 2011. ISSN: 2177-2738.

ROSÁRIO, R. R.; BARBOSA, M. T.; CARNEIRO, F. S.; SILVA COSTA, M. S. **Uso e ocupação do solo do município de novo progresso no Estado do Pará-Brasil**. Research, Society and Development, v. 10, n. 1, e51210112060, 2021 (CC BY 4.0). ISSN 2525-3409, DOI: <http://dx.doi.org/10.33448/rsd-v10i1.12060>.

ROZENDO, G. B. **Assinaturas de entropia amostral para classificação de imagens H&E de linfomas não-Hodgkin: uma análise envolvendo técnicas de segmentação e normalização de cores**. São José do Rio Preto, 2020 Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista (Unesp), Instituto de Biociências Letras e Ciências Exatas, São José do Rio Preto, 2020.

RUSSINI, A.; VINICIUS PEREIRA SARAIVA, M.; RODRIGUES DE VARGAS, R.; SILVEIRA DE FARIAS, M.; BRANDELERO, C. **Comparative analysis between k-means, fcm, and ckmeans algorithms for image segmentation: comparative analysis between k-means, fcm, and ckmeans algorithms for image segmentation.** Tecno-Lógica, 26(1), 69-76, 2022. DOI: <https://doi.org/10.17058/tecnolog.v26i1.17105>.

RUIZ, L. F. C.; GUASSELLI, L. A.; CATEN, A. T. **Árvore de decisão e análise baseada em objetos na classificação de imagens com resolução espacial submétrica adquiridas por vant.** Bol. Ciênc. Geod., sec. Artigos, Curitiba, v. 23, no2, p.252 - 267, abr - jun, 2017.

SÁ, J. J. M. **Novos métodos de análise de texturas baseados em modelos gravitacionais simplificados e caminhos mais curtos em grafos.** 2013. Tese (Doutorado) — Programa de pós-graduação em engenharia de teleinformática, Universidade Federal do Ceará, 2013.

SÁ, J. J. M.; BACKES, A. R. **A simplified gravitational model to analyze texture roughness.** Pattern Recognition, v. 45, n. 2, p. 732 – 741, 2012.

SALOMÃO, P. E. A. et al. **Impactos ambientais gerados pela construção e operação de rodovias.** Res., Soc. Dev. 2019; 8(10):e278101368, ISSN 2525-3409.

SALVADOR JUNIOR, J. N. **Identificação de patologias em pregas vocais por meio de classificador bag of features e redes neurais convolucionais** (2020). Dissertação (Mestrado)—Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia, Bauru, 2022

SALVETTI, A. R. **A história da luz.** 2. Ed. Ver. – São Paulo: Editora Livraria da Física, 2008.

SANCHÉZ, Luis Enrique. **Avaliação de Impacto Ambiental: conceitos e métodos.** São Paulo: Oficina de Textos, 2008. 495 p.

SANSOLO, D. G. **Unidade de conservação, rodovia e território: uma análise da relação entre BR 319 e a Reserva de Desenvolvimento Sustentável Igapó Açú, Amazonas, Brasil.** Soc. Nat. | Uberlândia, MG | v.32 | p.210-224 | 2020 | ISSN 1982-4513. DOI: 10.14393/SN-v32-2020-46996.

SANTOS, W. V. A., NÓBREGA, M.J.R., MAGDALENO, A. C. R. M. **Estudo de acidentes de trabalho na construção de rodovias brasileiras.** PROJECTUS, UNISUAM, Vol. I, Nº 1, pp. 71-81, RJ, 2016.

SANTOS, K. S., OLIVEIRA, I.S., SOARES, A.M.M., PÊGO, F.P., HERMSDOFF, W.L. **Manutenção no sistema de transporte rodoviário, in Anais VI Simpósio de Engenharia de produção de Sergipe,** pp. 245255, RIUFS, 2014.

SANTOS, W. M.; GRANERO SANTOS, M. A. G.; LUIZ, M. H. R. **Uma abordagem fuzzy para o processo de fermentação de pães artesanais.** Revista Brasileira De Iniciação Científica, 8, e021036, 2021.

SCHNEIDER, M. J. **Processamento Digital de Imagens e a evolução tecnológica na resolução em sensoriamento remoto: o caso da fusão de imagens de diferentes resoluções espaciais.** 2001. Dissertação (Mestrado) – Curso de Pós-graduação em Informática, Setor de Ciências Exatas, Universidade Federal do Paraná, 2001.

SIEBRA, H. A. **Segmentação fuzzy de imagens coloridas com características texturais: uma aplicação a rochas sedimentares**. 2013. Dissertação (Mestrado) – Centro de Ciências Exatas e da Terra, Programa de Pós-graduação em Sistemas e Computação, Universidade Federal do Rio Grande de Norte, Natal - RN, 2013.

SILVA LIRA, K. C.; FRANCISCO, H. R.; FEIDEN, A. **Classificação de fragilidade ambiental em bacia hidrográfica usando lógica Fuzzy e método AHP**. Soc. Nat. | Uberlândia, MG | v.34 | e62872 | 2022 | ISSN 1982-4513. DOI: 10.14393/SN-v34-2022- 6287

SILVA; P. R. B., GALVÃO FILHO, A. R.; LIMA, M. F.; COELHO, C. J. **Pré-Processamento de Imagens Digitais para Segmentação de Pimentas**. Escola de Ciências Exatas e da Computação, Rev. Arithmos, Goiânia, v. 1, n.1, p. 22-27, jan./jun. 2019.

SILVA, J. D. O. **Processamento de imagens digitais e o ensino de matrizes**. Dissertação (Mestrado Profissional em Matemática) - Programa de Pós-Graduação Matemática em Rede Nacional, Universidade Federal do Oeste do Pará, Santarém, 2014.

SILVA, T. S. E.; FERNANDES, A.; FERNANDES, S. **GrayScaleAccel: Acelerador de Escala de Cinza em FPGA**. In: WORKSHOP DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA - SIMPÓSIO EM SISTEMAS COMPUTACIONAIS DE ALTO DESEMPENHO (WSCAD), 21. 2020, Evento Online. Anais [...]. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2020. p. 14-21. DOI: https://doi.org/10.5753/wscad_estendido.2020.14084.

SILVA, P. H. S. **Diagnóstico nutricional da rúcula para nitrogênio com processamento digital de imagens**. Tese (Doutorado) – Universidade Estadual Paulista, UNESP, Faculdade de Ciências Agrárias e Vetrinárias, Jaboticabal, 2021.

SILVA, M. F. **A degradação ambiental decorrente da construção do Ramal da Água Preta/Areal, Zona Rural de Manaus/Amazonas**. 2020. 110 f. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Universidade Federal do Amazonas, Manaus, 2020.

SON, L.H., VIET & P., HAI, P. **Picture inference system: a new fuzzy inference system on picture fuzzy set**. Applied Intelligence, 46(3), 652-669, 2017.

SOLOMON, C.; BRECKON, T. **Fundamentos de processamento digital de imagens: uma abordagem prática com exemplos em Matlab**. Tradução José Rodolfo Souza. 1ª Edição. Rio de Janeiro: LTC, 2016.

SONKA, M.; HLAVAC, V.; BOYLE, R. **Image Processing, Analysis, and Machine Vision**. 4 Edição. Stamford – USA, Cengage Learning, 2008.

SONKA, M.; HLAVAC, V.; BOYLE, R. **Image Processing, Analysis, and Machine Vision**. Stamford – USA: Springer Science 1993.

SOUSA, E. S.; OLIVEIRA, F. H. L. **Verificação do parâmetro de macrot textura de pavimentos em serviço por meio da análise digital de imagens**. Rev. Tecnol. Fortaleza, v. 40, n. 1, p. 1-17, jun. 2019.

SOUSA LOPES, D.; ALBUQUERQUE NÓBREGA, R. A.; MACEDO, D. R. **Towards a Robust Approach for Multitemporal Landcover Dataset: 3 Decades of Landcover Changes in Piauí, Brazil**. Rev. Bras. Cartogr, ISSN 1808-0936, vol. 74, n. 1, 2022 DOI: <http://dx.doi.org/10.14393/rbcv74n1-62751>.

SOUZA, L. Q. V.; CARNEIRO, L. I. S.; CANDEIAS, A. L. B. **Modelos de Cores CMY e YIQ no SPRING e no MATLAB para Análise Visual de Imagens IKONOS e CBERS.** Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Natal, Brasil, INPE, p. 7173-7180, 25-30 abril 2009.

SOUZA JR, P. S. F. **Procedimento para a concepção de controladores semafóricos fuzzy com o uso de algoritmo genético.** 2010. Dissertação (Mestrado) – Departamento de Engenharia Civil e Ambiental. Universidade de Brasília, Faculdade de Tecnologia, 2010.

SU, Z.; YANG, J.; LI, P.; ZHANG, H.; JING, J. **Colour space conversion model from CMYK to CIE Lab based on CS-WNN.** Coloration Technology. 2021; Vol. 137, Ed. 3, p. 272–279. DOI: 10.1111/cote.12529.

SÜPTITZ, I.; FROZZA, R.; MOLZ, R. 2020. **PINFI – Ferramenta para classificação de imagens com redes neurais artificiais e lógica fuzzy.** Revista Brasileira de Computação Aplicada. V. 12, n. 3 (jul. 2020), pp. 61-69. DOI: <https://doi.org/10.5335/rbca.v12i3.10991>.

TAKAGI, T.; SUGENO, M. **Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control.** IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics SMC15(1): 116-132, 1985.

TAMURA, H.; MORI, S.; YAMAWAKI, T. **Textural features corresponding to visual perception.** Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on, IEEE, v. 8, n. 6, p. 460–473, 1978.

TAVARES, L. C.; COSTA, J. da.; ARAÚJO, AR da R.; GARCIA, FHM.; CARNEIRO, F. da S.; AMARAL, APM do.; BRAGA, EO.; GARCIA, T. de S. **O uso do índice de vegetação por diferença normalizada na análise multitemporal da cobertura vegetal no complexo industrial do município de Barcarena-Pará-Brasil.** Pesquisa, Sociedade e Desenvolvimento “, [S. l.], v. 10, n. 7, pág. e23010715470, 2021. DOI: 10.33448/rsd-v10i7.15470.

TOMITA, F.; TSUJI, S. **Computer Analysis of Visual Textures.** New York: Springer Science, 1990.

TRIGO JUNIOR, T. W. **Medida da qualidade de imagens em câmeras digitais usando entropia informacional.** 2007. Tese (Doutorado) – Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2007.

TUFAIL, Z.; KHURSHID, K.; SALMAN, A.; NIZAMI, I. F.; KHURSHID, K.; Jeon, B. **Improved Dark Channel Prior for Image Defogging Using RGB and YCbCr Color Space.** IEEE Access, 6:32576–32587, 2018. doi: 10.1109/ACCESS.2018.2843261.

VALE, A. M. P. G. **Técnica para segmentação automática de imagens microscópicas de componentes sanguíneos e classificação diferencial de leucócitos baseada em lógica fuzzy.** 2014. Tese (Doutorado) – Centro de Tecnologia, Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica e Computação Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal – RN, 2014.

VALE, A. M. P. G. et al. **Automatic segmentation and classification of blood components in microscopic images using a fuzzy approach.** Rev. Bras. Eng. Bioméd., v. 30, n. 4, p. 341-354, dez. 2014.

VILHENA, G.; SILVA, O. **Avaliação De Impactos Ambientais De Rodovias No Módulo Ii Da Floresta Estadual Do Amapá.** Revista De Geografia E Ordenamento Do Território (Got), Nº12, Centro De Estudos De Geografia E Ordenamento Do Território, P 357-381, 2017.

VOLPE, L. L.; LOMBARDO, M. A. **Análise do uso da terra no entorno do trecho oeste do Rodoanel Mario Covas na cidade de São Paulo por meio de técnicas de Sensoriamento Remoto.** Revista do Departamento de Geografia – USP, Volume 21 (2011), p.24-44.

WEBER, L.; KLEIN, P. A. T. **Aplicação da Lógica Fuzzy em Software e Hardware.** Canoas: Ed. ULBRA, 2003.

WOLD, J. H.; VALBERG, A. **The Derivation of XYZ Tristimulus Spaces: A Comparison of Two Alternative Methods.** Norwegian University of Science and Technology, Department of Physics, Section of Biophysics, Vol. 26, Ed S1, p. 222-224, 2001. DOI: [https://doi.org/10.1002/1520-6378\(2001\)26:1+<::AID-COL47>3.0.CO;2-4](https://doi.org/10.1002/1520-6378(2001)26:1+<::AID-COL47>3.0.CO;2-4).

ZADEH, L. A. **Fuzzy sets, Information and Control.** Vol. 8, p. 338-353, 1965.

ZHANG, T.; HU, H.; LI, B. **A Naturalness Preserved Fast Dehazing Algorithm Using HSV Color Space.** IEEE Access, 6:10644–10649, 2018b. doi: 10.1109/ACCESS.2018.2806372.

ANEXOS

ANEXO A – Dados do voo para imagens aéreas de Sorocaba

 dados do voo - Bloco de Notas

OBRA-719 BASE S.A. 1:30.000

FAIXA:15 FOTO:0051 17/07/00 23:32:20S 47:27:53W F.152.755

FAIXA:15 FOTO:0052 17/07/00 23:32:22S 47:26:16W F.152.755

FAIXA:16 FOTO:0005 17/07/00 23:29:42S 47:26:13W F.152.755

FAIXA:16 FOTO:0006 17/07/00 23:29:41S 47:27:50W F.152.755

FAIXA:17 FOTO:0006 17/07/00 23:27:11S 47:26:10W F.152.755

FAIXA:17 FOTO:0007 17/07/00 23:27:11S 47:27:47W F.152.755

FAIXA:18 FOTO:0006 07/07/00 23:24:28S 47:26:07W F.152.755

FAIXA:18 FOTO:0007 07/07/00 23:24:26S 47:27:44W F.152.755

FAIXA:18 FOTO:0008 07/07/00 23:24:24S 47:29:21W F.152.755

FAIXA:18 FOTO:0009 07/07/00 23:24:23S 47:30:59W F.152.755

FAIXA:18 FOTO:0010 07/07/00 23:24:21S 47:32:36W F.152.755

FAIXA:18 FOTO:0011 07/07/00 23:24:19S 47:34:13W F.152.755

dados do voo 1 - bairros - Bloco de Notas

OBRA-719 BASE S.A. 1:30.000

FAIXA:15 FOTO:0051 17/07/00 23:32:28S 47:27:53W F.152.755
MAPAS:12/13/14

VL RICA
JO GUADALAJARA
PQ STA ISABEL
JO SÃO CARLOS
JO DOS ESTADOS
PQ CAMPOLINH
JO SAOIRA
VL HORTENCIA
PQ DA COLINA
PARADA DO ALTO
VL BARCELONA

FAIXA:15 FOTO:0052 17/07/00 23:32:22S 47:26:16W F.152.755
MAPAS: 13/14/15

PQ CAMPOLINH
JO SAOIRA
VL HORTENCIA
JO PRESTES DE BARROS
VL BARCELONA
JO DAS LOPES
PARADA DO ALTO
VL JOAO ROMAO

FAIXA:16 FOTO:0005 17/07/00 23:29:42S 47:26:13W F.152.755
MAPAS:6/7/10/11/13/14/15

JO SAIRA
JO ISAFER
JO MORUMBI
VL SAO PEDRO
JO GONÇALVES
JO GRACIA OLGA
JO DO SOL
JO DAS ESTRELAS
JO MONCAYO
VL RODRIGUES
JO DULCE
JO PELEGRINO
JO DOS PASSOS
VL HARO
GRAVADOS DE SOROCABA

JO BANDEIRANTES
JO PRESTES DE BARROS
JO ROSARIA ALCOLEA
VL JOAO ROMAO
JO MARZANA
JO AMERICA
JO PAULISTANO
PQ DA COLINA
JO VERGUEIRO
VL ANGELIA
VL BOA VISTA
JO ENILIA
JO SAOIRA
VL MARQUES
VL AUGUSTA
VL EUPRASIO
VL CRISTAL
VL HORTENCIA
PINHEIROS
VL BARCELONA
PARADA DO ALTO
JO DIAS LOPES
CENTRO
STA ROSALIA
VL CARVALHO
VL FIORI
JO MARIA DO CARMO
JO PROGRESSO
VL MINEIRAO
JO BRASILANDIA

FAIXA:16 FOTO:0006 17/07/00 23:29:41S 47:27:50W F.152.755
MAPAS:6/7/9/10/11/13/14

CENTRO
VL ANGELICA
JO IPANEMA
VL MINEIRAO
JO BRASILANDIA
JO SINUS
VL TRUZZILLO
VL BARAO
JO STA TEREZINHA
JO STA ROSALIA
VL CARVALHO

VL FIORI
JO PROGRESSO
VL GABRIEL
PQ CAMPOLINH
JO SAO CARLOS
VL BOA VISTA
VL HORTENCIA
VL HARO
VL BARCELONA

FAIXA:17 FOTO:0006 17/07/00 23:27:11S 47:26:10W F.152.755
MAPAS:12/3/4/6/7/10/11

JO MORUMBI
JO IGUAUENI
JO DAS ACACIAS
JO DOIS CORAÇÕES
RETIRO SAO JOAO
JO DOS PASSOS
JO SAIRA
PQ IBITI DO PAÇO
PQ DAS PAINEIRAS
CONJ HAB ULISSES GUINARAES
VL MINEIRAO
JO PROGRESSO
JO STA ROSALIA
VL FIORI
EDEN

FAIXA:17 FOTO:0007 17/07/00 23:27:11S 47:27:47W F.152.755
MAPAS:12/3/6/7/10/11

PQ IBITI DO PAÇO
PQ DAS PAINEIRAS
JO SAO GUILHERME I E II
CONJ HAB ULISSES GUINARAES
JO BRASILANDIA
VL MINEIRAO
VL ANGELICA
JO IPANEMA
VL CAROL
PQ DAS LARANJEIRAS
NOVA SOROCABA

JO NOVO HORIZONTE
JO MARIA EUGENIA
VL HELENA
CENTRO
STA ROSALIA
VL FIORI

FAIXA:18 FOTO:0006 07/07/00 23:24:28S 47:26:07W F.152.755
MAPAS:12/3/4

CONJ HAB ULISSES GUINARAES
EDEN

FAIXA:18 FOTO:0007 07/07/00 23:24:26S 47:27:44W F.152.755
MAPAS:2/3

CONJ HAB ULISSES GUINARAES
PQ DAS PAINEIRAS
EDEN

FAIXA:18 FOTO:0008 07/07/00 23:24:24S 47:29:21W F.152.755
MAPAS:2/3

CONJ HAB ULISSES GUINARAES
PQ DAS PAINEIRAS
PQ SAO BENTO